

**PERAMALAN KURS TRANSAKSI BANK INDONESIA
TERHADAP MATA UANG DOLLAR AMERIKA (USD)
DENGAN MENGGUNAKAN MODEL ARCH/GARCH**

TUGAS AKHIR

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh
Gelar Sarjana Sains Pada Jurusan Matematika**

Oleh

**SARI MARLINDA
10854004290**



**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU
PEKANBARU
2012**

**PERAMALAN KURS TRANSAKSI BANK INDONESIA
TERHADAP MATA UANG DOLLAR AMERIKA (USD)
DENGAN MENGGUNAKAN MODEL ARCH/GARCH**

SARI MARLINDA
10854004290

Tanggal Sidang: 26 Juni 2012
Periode Wisuda: November 2012

Jurusan Matematika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
Jl. HR. Soebrantas No.155 Pekanbaru

ABSTRAK

Tugas akhir ini menjelaskan tentang model peramalan data kurs transaksi Bank Indonesia terhadap mata uang dollar Amerika, pada Januari 2007 sampai dengan Desember 2011. Tujuan studi ini yaitu untuk membentuk model peramalan data kurs transaksi Bank Indonesia pada dua kasus, yaitu data kurs beli dan data kurs jual menggunakan model ARCH/GARCH. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa model ARCH(1) adalah model yang sesuai untuk peramalan data kurs beli dan kurs jual. Data *training* dan *testing* diambil dari bulan Januari 2007 sampai bulan Juli 2011 dan dari bulan Agustus 2011 sampai Desember 2011. Hasil ramalan menunjukkan bahwa data *training* dan data *testing* memiliki pola yang sama dan peramalan untuk bulan berikutnya memberikan gambaran bahwa kurs transaksi mengalami peningkatan.

Katakunci: *Kurs, ARIMA, Box-Jenkins, ARCH/GARCH*

KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Allah SWT yang senantiasa melimpahkan rahmat dan taufik serta hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini tepat pada waktunya dengan judul “Peramalan Kurs Transaksi Bank Indonesia Terhadap Mata Uang Dolar Amerika (USD) Dengan Menggunakan Model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH)/*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Tugas akhir ini merupakan salah satu syarat kelulusan tingkat sarjana. Selanjutnya limpahan shalawat serta salam kepada Nabi Muhammad SAW, pembawa petunjuk bagi seluruh umat manusia.

Selanjutnya, dalam penyusunan dan penyelesaian tugas akhir ini penulis tidak terlepas dari batuan berbagai pihak, baik langsung maupun tidak langsung. Untuk itu sudah sepantasnya penulis mengucapkan terimakasih yang tak terhingga kepada kedua orang tua tercinta, Ayah (Saiman) dan Ibu (Sarikem) yang tidak pernah lelah dan tiada henti melimpahkan kasih sayang, perhatian, motivasi yang membuat penulis mampu untuk terus dan terus melangkah, pelajaran hidup, juga materi yang tak mungkin bisa terbalas. Jasa-jasamu kan selalu kukenang hingga akhir hayatku dan semoga Allah menjadikan jasa-jasamu sebagai amalan soleh, Amin. Ucapan terimakasih selanjutnya kepada:

1. Bapak Prof. DR. H. M. Nazir selaku Rektor Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
2. Ibu Dra. Hj. Yenita Morena, M.Si selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
3. Ibu Sri Basriati, M.Sc selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
4. Ibu Ari Pani Desvina, M.Sc selaku Pembimbing yang telah banyak membantu, mendukung, mengarahkan dan membimbing penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
5. Ibu Rahmadeni, M.Si selaku Penguji I dan yang telah memberikan kritikan dan saran sehingga tugas akhir ini selesai.

6. Bapak Nilwan Andiraja, M.Sc selaku Penguji II yang telah memberikan kritikan dan saran sehingga tugas akhir selesai.
7. Ibu Fitri Aryani, M.Sc selaku Koordinator Tugas Akhir yang telah banyak membantu dalam penyelesaian tugas akhir ini.
8. Semua Bapak dan Ibu dosen Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi.
9. Seluruh keluarga, abang (Hendrik dan Putrada), adik (Wisnu Setiawan Putra), Kakak Ipar (Lili Korina dan Misra Yanti) serta Keponakan (Raul Abdi Lesmana dan Raihan Akila) yang telah memberikan perhatian dan motivasi kepada penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
10. Teman-teman Jurusan Matematika angkatan 2008, adik-adik dan kakak tingkat yang memberikan semangat.
11. Seluruh pihak yang telah memberikan motivasi kepada penulis dalam proses penulisan tugas akhir ini sampai selesai yang tidak dapat disebutkan namanya satu persatu.

Akhirnya, dalam penyusunan dan penulisan tugas akhir ini penulis telah berusaha semaksimal mungkin untuk menghindari kesalahan. Tapi seperti *tak ada gading yang tak retak*. Penulis mengharapkan kepada pembaca tugas akhir ini agar memberikan saran dan kritik. Semoga tugas akhir ini dapat memberikan kontribusi yang bermanfaat. Amin.

Pekanbaru, 26 Juni 2012

SARI MARLINDA

DAFTAR ISI

	Halaman
LEMBAR PERSETUJUAN.....	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iii
LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL.....	iv
LEMBAR PERNYATAAN	v
LEMBAR PERSEMBAHAN	vi
ABSTRAK	vii
<i>ABSTRACT</i>	viii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR SIMBOL.....	xiii
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR GAMBAR	xvi
DAFTAR LAMPIRAN	xviii
 BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang Masalah.....	I-1
1.2 Rumusan Masalah	I-2
1.3 Batasan Masalah	I-3
1.4 Tujuan Penelitian	I-3
1.5 Manfaat Penelitian	I-3
1.6 Sistematika Penulisan	I-4
 BAB II LANDASAN TEORI	
2.1 Pengertian dan Definisi Kurs	II-1
2.2 Penentuan Nilai Mata Uang Asing.....	II-1
2.3 Perubahan-Perubahan Kurs Valuta Asing.....	II-2
2.4 Metode Box-Jenkins	II-3
2.5 Uji ARCH-LM	II-14
2.6 Pemodelan ARCH/GARCH.....	II-15

BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	III-1
BAB IV PEMBAHASAN	
4.1 Deskriptif Data Kurs Transaksi Bank Indonesia terhadap USD Tahun 2007-2010	IV-1
4.2 Pembentukan Model Peramalan Jumlah Data Kurs Beli Bank Indonesia.....	IV-2
4.3 Pembentukan Model Peramalan Jumlah Data Kurs Jual Bank Indonesia.....	IV-30
BAB V PENUTUP	
5.1 Kesimpulan	V-1
5.2 Saran.....	V-2
DAFTAR PUSTAKA	xix

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
4.1 Anggaran Nilai Uji ADF dengan Nilai Kritik Mackinnon	IV-3
4.2 Anggaran Nilai Uji PP dengan Nilai Kritik Mackinnon.....	IV-4
4.3 Anggaran Nilai Uji KPSS dengan Nilai Kritik Mackinnon	IV-5
4.4 Anggaran Nilai Uji ADF dengan Nilai Kritik Mackinnon	IV-7
4.5 Anggaran Nilai Uji PP dengan Nilai Kritik Mackinnon	IV-7
4.6 Anggaran Nilai Uji KPSS dengan Nilai Kritik Mackinnon	IV-8
4.7 Anggaran Nilai Uji ADF dengan Nilai Kritik Mackinnon	IV-10
4.8 Anggaran Nilai Uji PP dengan Nilai Kritik Mackinnon.....	IV-11
4.9 Anggaran Nilai Uji KPSS dengan Nilai Kritik Mackinnon	IV-11
4.10 Estimasi Parameter Model ARIMA(2,2,2).....	IV-12
4.11 Estimasi Parameter Model ARIMA(0,2,2).....	IV-14
4.12 Estimasi Parameter Model ARIMA(2,2,0).....	IV-15
4.13 <i>Output</i> Proses <i>Ljung Box Pierce</i> ARIMA(0,2,2).....	IV-18
4.14 <i>Output</i> Proses <i>Ljung Box Pierce</i> ARIMA(2,2,0).....	IV-19
4.15 Nilai AIC dan SIC Model ARIMA(0,2,2) dan ARIMA(2,2,0)	IV-21
4.16 Hasil Nilai Uji ARCH-LM	IV-22
4.17 Estimasi Parameter Model ARCH(1)	IV-24
4.18 <i>Output</i> Proses <i>Ljung Box Pierce</i>	IV-27
4.19 Data Aktual dan Peramalan <i>Testing</i> Data Kurs Beli	IV-29
4.20 Data Hasil Peramalan Kurs Beli.....	IV-29
4.21 Anggaran Nilai Uji ADF dengan Nilai Kritik Mackinnon	IV-32
4.22 Anggaran Nilai Uji PP dengan Nilai Kritik Mackinnon.....	IV-33
4.23 Anggaran Nilai Uji KPSS dengan Nilai Kritik Mackinnon	IV-33
4.24 Anggaran Nilai Uji ADF dengan Nilai Kritik Mackinnon	IV-35
4.25 Anggaran Nilai Uji PP dengan Nilai Kritik Mackinnon	IV-36
4.26 Anggaran Nilai Uji KPSS dengan Nilai Kritik Mackinnon	IV-37
4.27 Anggaran Nilai Uji ADF dengan Nilai Kritik Mackinnon	IV-39
4.28 Anggaran Nilai Uji PP dengan Nilai Kritik Mackinnon.....	IV-39

4.29 Anggaran Nilai Uji KPSS dengan Nilai Kritik Mackinnon	IV-40
4.30 Estimasi Parameter Model ARIMA(2,2,2)	IV-41
4.31 Estimasi Parameter Model ARIMA(0,2,2)	IV-43
4.32 Estimasi Parameter Model ARIMA(2,2,0)	IV-44
4.33 <i>Output</i> Proses <i>Ljung Box Pierce</i> ARIMA(0,2,2)	IV-46
4.34 <i>Output</i> Proses <i>Ljung Box Pierce</i> ARIMA(2,2,0)	IV-48
4.35 Nilai AIC dan SIC Model ARIMA(0,2,2) dan ARIMA(2,2,0)	IV-49
4.36 Hasil Nilai Uji ARCH-LM	IV-51
4.37 Estimasi Parameter Model ARCH(1)	IV-53
4.38 <i>Output</i> Proses <i>Ljung Box Pierce</i>	IV-55
4.39 Data Aktual dan Peramalan <i>Testing</i> Data Kurs Beli	IV-58
4.40 Data Hasil Peramalan Kurs Beli	IV-58
4.41 Data Hasil Peramalan Kurs Beli	V-1
4.42 Data Hasil Peramalan Kurs Jual	V-2

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Valuta asing merupakan suatu nilai mata uang di negara lain. Nilai berbagai mata uang asing yang dimiliki setiap negara berbeda-beda dalam suatu waktu tertentu dan nilai suatu mata uang asing akan mengalami perubahan dari waktu ke waktu (Sadono Sukirno, 1994). Sebagai contoh mata uang di negara lain adalah Singapura memiliki mata uang dollar (Singapura), Malaysia memiliki mata uang ringgit Malaysia, Amerika memiliki mata uang dollar Amerika (USD), dan begitu pula negara-negara lain di dunia juga memiliki mata uangnya masing-masing dengan nilai kurs yang berbeda-beda.

Dalam masalah finansial kurs merupakan salah satu harga yang terpenting, karena sangat berpengaruh terhadap perdagangan antar negara, dengan adanya kurs setiap warga negara asing dapat melakukan transaksi di negara manapun di dunia, hanya saja yang harus dilakukan adalah mencari keterangan tentang kurs yang sedang berlaku di negara yang dikunjungi.

Data *time series* terutama data di sektor keuangan sangat tinggi tingkat volatilitasnya, volatilitas yang tinggi ditunjukkan dengan fluktuasinya juga relatif tinggi dan kemudian diikuti dengan fluktuasi yang rendah dan kembali tinggi, maka dengan kata lain data ini memiliki rata-rata dan varians yang tidak konstan (Agus Widarjono, 2009).

Adanya volatilitas yang tinggi tentunya akan sulit dilakukan estimasi dan memprediksi pergerakan nilai di sektor keuangan, sebagai contoh data yang memiliki volatilitas yang tinggi adalah harga saham, nilai tukar rupiah, inflasi, suku bunga. Estimasi yang dilakukan terhadap data finansial tanpa melihat tingkat volatilitas yang berubah-ubah dari waktu ke waktu akan mengalami kesalahan yang sangat tampak, misalnya pada satu periode peramalan mengalami kesalahan yang kecil tetapi di waktu lain mengalami kesalahan yang cukup besar dan kemudian kesalahan kembali mengecil (Agus Widarjono, 2009). Hal ini

disebabkan karena volatilitas di pasar finansial sangat sensitif terhadap perubahan ekonomi.

Tingginya tingkat volatilitas data finansial, maka diperlukan suatu model pendekatan untuk memprediksi volatilitas residual suatu data. Model yang dapat menyelesaikan masalah volatilitas yang tinggi adalah model ARCH/GARCH, karena model ini adalah model yang memperhatikan tingkat varians residualnya.

ARCH/GARCH merupakan penyelesaian suatu model pendekatan tertentu untuk mengukur masalah volatilitas residual. Varian residual yang terjadi saat ini akan sangat bergantung dari residual sebelumnya.

Terdapat banyak penelitian yang menggunakan model ARCH/GARCH, diantaranya Etty Murwaningsari (2008) menggunakan model GARCH dan ARIMA untuk menganalisa pengaruh volume perdagangan saham, deposito dan kurs terhadap IHSG beserta prediksi IHSG. Sumaryanto (2009) menggunakan model ARCH/GARCH untuk analisa volatilitas harga eceran beberapa komoditas pangan utama.

Berdasarkan pada beberapa hal di atas maka penulis tertarik untuk melakukan tugas akhir ini dengan mengambil judul yaitu ***“Peramalan Kurs Transaksi Bank Indonesia Terhadap Mata Uang Dollar Amerika (USD) Dengan Menggunakan Model Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH)/Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)”***.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka dalam penelitian ini penulis mengangkat permasalahan yang akan diselesaikan yaitu:

- a. Bagaimana menentukan model peramalan kurs transaksi Bank Indonesia terhadap mata uang dollar Amerika (USD) dengan mengaplikasikan model ARCH/GARCH ?
- b. Bagaimana menentukan hasil peramalan kurs transaksi Bank Indonesia terhadap mata uang dollar Amerika (USD) di masa yang akan datang dengan menggunakan model ARCH/GARCH ?

1.3 Batasan Masalah

Mencegah meluasnya permasalahan dan agar penelitian ini lebih terarah, maka dilakukan pembatasan masalah, yaitu:

- a. Data yang digunakan yaitu data kurs transaksi Bank Indonesia terhadap mata uang dollar Amerika (USD) dalam jangka waktu Tahun 2007-2011.
- b. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah model ARCH/GARCH.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah:

- a. Menentukan model peramalan yang sesuai untuk memodelkan kurs transaksi Bank Indonesia terhadap mata uang dollar Amerika.
- b. Menentukan hasil peramalan kurs transaksi Bank Indonesia dimasa yang akan datang.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dalam penelitian ini adalah:

- a. Bagi Penulis
Mengaplikasikan model ARCH/GARCH dalam kasus nyata yaitu untuk pemodelan kurs transaksi Bank Indonesia.
- b. Bagi Lembaga Pendidikan
Sebagai sarana informasi bagi pembaca dan sebagai bahan referensi bagi pihak yang membutuhkan.
- c. Bagi Perusahaan
Memberikan tambahan informasi mengenai model peramalan yang sesuai untuk peramalan kurs transaksi Bank Indonesia dan memberikan informasi nilai ramalan untuk tahun berikutnya, sehingga memudahkan dalam menentukan kebijakan, proses pengambilan keputusan dan membuat rencana perusahaan.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika dalam pembuatan tugas akhir ini mencakup lima bab yaitu sebagai berikut :

BAB I Pendahuluan

Bab ini berisi latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian dan sistematika penulisan.

BAB II Landasan Teori

Bab ini menjelaskan teori-teori tentang kurs transaksi Bank Indonesia, model ARCH/GARCH beserta tahap-tahap dalam peramalan model ARCH/GARCH.

BAB III Metodologi Penelitian

Bab ini berisikan langkah-langkah atau prosedur untuk memodelkan kurs transaksi Bank Indonesia dengan menggunakan model ARCH/GARCH.

BAB IV Pembahasan

Bab ini membahas tentang hasil-hasil yang diperoleh pada pemodelan kurs transaksi Bank Indonesia dengan menggunakan model ARCH/GARCH.

BAB V Penutup

Bab ini berisikan kesimpulan dari hasil dan pembahasan yang telah dilakukan pada Bab IV dan saran.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Pengertian dan Defenisi Kurs

Paul R. Krugman dan Maurice Obstfeld (2006) memberikan pengertian kurs atau nilai tukar adalah harga suatu mata uang terhadap mata uang lainnya. Harga nilai tukar suatu mata uang asing berbeda-beda serta mengalami perubahan dari waktu ke waktu.

Suatu nilai mata uang asing dapat diperoleh dengan menukarkan nilai mata uang dalam negeri ke mata uang asing. Seseorang yang ingin membeli barang di Singapura maka ia harus menukarkan mata uang dalam negeri ke dalam mata uang dollar Singapura, begitu pula jika seseorang ingin membeli barang di Malaysia maka harus menukarkan mata uang dalam negeri ke mata uang ringgit Malaysia (Sadono Sukirno, 1994).

2.2 Penentuan Nilai Mata Uang Asing

Nilai tukar uang asing sangat dipengaruhi oleh pasar bebas yang terdiri dari permintaan dan penawaran (Sadono Sukirno, 1994).

a. Permintaan Mata Uang Asing

Keinginan dari penduduk dalam negeri untuk memperoleh suatu jenis mata uang asing dipandang sebagai permintaan atas valuta asing. Misalnya orang Indonesia ingin membeli *blue jeans*, harga *blue jeans* adalah US\$50. Berapakah nilainya dalam mata uang Rupiah ?

Tergantung pada nilai kurs dollar yang sedang berlaku, berikut akan dilakukan perbandingan terhadap nilai kurs dollar:

1. US\$ 1 = Rp 2.000

Maka *blue jeans* tersebut bernilai Rp 100.000.

2. US\$ 1 = Rp 3.000

Maka *blue jeans* tersebut bernilai Rp 150.000.

3. US\$ 1 = Rp 1.000

Maka *blue jeans* tersebut bernilai Rp 50.000.

Semakin murah harga dollar, semakin murah pula harga-harga barang Amerika jika dinyatakan dalam mata uang rupiah, serta banyak penduduk dalam negeri yang melakukan permintaan atas uang asing.

b. Penawaran Mata Uang Asing

Keinginan penduduk luar negeri untuk membeli uang dalam negeri merupakan penawaran valuta asing. Misalkan orang Amerika ingin membeli kemeja batik yang harganya Rp 90.000. Berapakah harganya dalam mata uang dollar Amerika ?

Tergantung pada nilai kurs dollar yang berlaku. Berikut akan dilakukan perbandingan terhadap nilai kurs dollar :

1. US\$ 1 = Rp 2.000

Maka *blue jeans* tersebut bernilai US\$ 45.

2. US\$ 1 = Rp 3.000

Maka *blue jeans* tersebut bernilai US\$ 30.

3. US\$ 1 = Rp 1.000

Maka *blue jeans* tersebut bernilai US\$ 90.

Sudah pasti orang Amerika menyukai kurs US\$ 1 = Rp 3.000, karena harga kemeja batik menjadi sangat murah. Semakin mahal harga mata uang dollar, maka semakin banyak pula penawarannya, tetapi sebaliknya apabila harga dollar murah, maka penawarannya semakin sedikit.

2.3 Perubahan-Perubahan Kurs Valuta Asing

Sadono Sukirno (1994) menyatakan bahwa terdapat beberapa faktor yang mempengaruhi kurs, yaitu :

1. Perubahan Dalam Citra Masyarakat

Apabila penduduk suatu negara semakin menyukai barang-barang dari negara lain, maka permintaan atas uang negara lain bertambah, perubahan ini memiliki kecenderungan untuk menaikkan nilai mata uang negara lain tersebut.

2. Perubahan Harga Dari Barang-Barang Ekspor

Apabila harga barang-barang ekspor mengalami perubahan maka akan mempengaruhi permintaan atas barang ekspor tersebut dan akan mengurangi penawaran mata uang asing, serta akan menjatuhkan nilai uang dari negara yang mengalami kenaikan harga barang ekspornya. Apabila harga barang mengalami penurunan, maka akibat yang ditimbulkan adalah sebaliknya.

3. Kenaikan Harga-Harga Umum (Inflasi)

Kenaikan harga umum akan menyebabkan penduduk negara itu mengimpor barang dari negara lain, oleh karenanya permintaan atas valuta asing bertambah, dilain pihak ekspor negara bertambah mahal dan akan mengurangi permintaan serta akan menurunkan penawaran valuta asing.

4. Perubahan Dalam Tingkat Bunga dan Tingkat Pengembalian Investasi

Tingkat bunga dan tingkat pengembalian investasi sangat mempengaruhi jumlah dan arah aliran modal, tingkat pendapatan investasi yang menarik akan mendorong pemasukan modal ke negara tersebut. Penawaran valuta asing yang bertambah akan meninggikan nilai mata uang negara yang menerima modal.

5. Perkembangan Ekonomi

Apabila perkembangan ekonomi disebabkan oleh sektor ekspor maka penawaran atas mata uang asing terus bertambah, maka perkembangan ekonomi akan meninggikan nilai mata uang, tetapi jika perkembangan ekonomi di luar sektor ekspor maka perkembangan ini cenderung akan menurunkan nilai mata uang asing.

2.4 Metode Box-Jenkins

Box-Jenkins merupakan metode peramalan pada model *time series*. Teknik dalam penggunaan Box-Jenkins berbeda dengan kebanyakan model peramalan yang ada, karena model yang dipilih akan dicek ulang dengan data historis apakah telah menggambarkan data yang tepat. Model terbaik akan

diperoleh jika residual antara model peramalan histori kecil, jika model yang dipilih tidak mampu menjelaskan dengan baik maka proses penentuan model akan diulang kembali. Langkah-langkah dalam metode Box-Jenkins adalah identifikasi model, estimasi parameter, verifikasi model dan peramalan. Langkah-langkah metode Box-Jenkins akan dijelaskan sebagai berikut :

2.4.1 Identifikasi Model

Identifikasi model adalah melihat kestasioneran data dan mencari model sementara yang sesuai. Kriteria yang harus dipenuhi oleh sifat suatu data hasil random agar dapat dikatakan stasioner, yaitu rata-rata dan variannya konstan sepanjang waktu.

2.4.1.1 Uji Stasioneritas Data

Menentukan kestasioneran data dapat dilakukan dengan melihat plot data aktual, melihat plot data ACF dan PACF, ataupun dengan melakukan uji akar unit (*unit root*).

1. Plot Data Aktual

Menentukan kestasioneran data berdasarkan plot data aktual adalah dengan melihat apakah grafik data tersebut telah memiliki rata-rata dan variansnya konstan sepanjang waktu. Jika rata-rata dan variansnya telah konstan sepanjang waktu maka dapat dikatakan data tersebut cenderung stasioner.

2. Plot ACF dan PACF

Kestasioneran data berdasarkan plot ACF dan PACF dapat dilihat berdasarkan pada lag-lag nya. Suatu data dikatakan stasioner jika lag pada ACF dan PACF telah menurun secara drastis.

3. Uji Unit Akar (*unit root*)

Terdapat tiga uji *unit root* untuk melihat kestasioneran data :

a. Uji *Augmented Dickey-Fuller (ADF)*

Persamaan uji ADF adalah sebagai berikut:

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=2}^n \beta_i \Delta Y_{t-1} + e_t \quad (2.1)$$

Keterangan:

Y_t adalah variabel yang diamati
 α_0, γ adalah parameter
 ΔY_t adalah selisih antara Y_t dengan Y_{t-1}

Adapun hipotesis pada uji ini:

H_0 : Data terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

Jika nilai mutlak statistik t pada uji ADF > nilai mutlak kritik Mackinnon, maka tolak H_0 yang berarti data tidak terdapat unit *root* (data stasioner). Selain itu juga dapat dilakukan dengan membandingkan *p-value* dengan nilai , jika *p-value* < nilai maka tolak H_0 yang berarti data tidak terdapat unit *root* (data stasioner).

b. Uji *Philips-Peron (PP)*

Persamaan uji PP adalah sebagai berikut:

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + \gamma Y_{t-1} + e_t \quad (2.2)$$

keterangan :

α_0, γ adalah parameter
 t adalah waktu *variable*
 e adalah galat

Adapun hipotesis pada uji ini:

H_0 : Data terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

Jika nilai mutlak statistik t pada uji PP > nilai mutlak kritik Mackinnon, maka tolak H_0 yang berarti data tidak terdapat unit *root* (data stasioner). Selain itu juga dapat dilakukan dengan membandingkan *p-value* dengan nilai , jika *p-value* < nilai maka tolak H_0 yang berarti data tidak terdapat unit *root* (data stasioner).

c. Uji unit *root Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS)*

Selain uji ADF dan uji PP untuk menentukan kestasioneran data juga dapat dilakukan dengan uji KPSS yang dikenalkan oleh Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (Zivot, E dan Wang, J. 2005). Persamaan uji KPSS adalah sebagai berikut:

$$Y_t = \alpha_0 + \varepsilon_t \quad (2.3)$$

Keterangan:

α_0 adalah parameter

t adalah waktu

ε adalah galat

Hipotesis dalam uji ini berbeda dengan hipotesis pada uji-uji sebelumnya yaitu:

H_0 : Data tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

H_1 : Data terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

Jika nilai mutlak statistik t pada uji KPSS < nilai mutlak kritik Mackinnon, maka terima H_0 yang berarti data tersebut stasioner.

Jika data tidak stasioner maka perlu dilakukan *differencing* untuk menstasionerkan data, *differencing* dilakukan sampai data menjadi stasioner. Setelah data menjadi stasioner, maka proses pembentukan model dapat dilanjutkan.

2.4.1.2 Differencing Data

Apabila ditemukan data yang tidak stasioner, maka harus menstasionerkan data terlebih dahulu dengan proses *differencing*. Proses *differencing* dilakukan sampai data menjadi stasioner. Persamaan untuk pendifferensian data adalah sebagai berikut :

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (2.4)$$

Keterangan : Y_t adalah variabel pengamatan pada t

Y_{t-1} adalah variabel pengamatan pada $t - 1$

t adalah waktu

2.4.1.3 Model Pada Metode Box-Jenkins

Model Box-Jenkins terdiri dari beberapa model yaitu *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), *Autoregressive Moving Average* (ARMA) dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).

1. Model *Autoregressive* atau AR(p)

AR(p) adalah model linier yang paling dasar untuk proses yang stasioner, model ini dapat diartikan sebagai proses hasil regresi dengan dirinya sendiri, artinya model ini menggambarkan bahwa variabel *dependent* dipengaruhi oleh variabel *dependent* itu sendiri. Secara umum model AR mempunyai bentuk matematis:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + a_t \quad (2.5)$$

keterangan:

Y_t adalah data pada periode $t, t = 1, 2, \dots, n$

Y_{t-i} adalah data pada periode $t - i, i = 1, 2, \dots, p$

a_t adalah *error* pada periode t

ϕ_0 adalah suatu konstanta

ϕ_i adalah parameter *Autoregressive* ke- $i, i = 1, 2, \dots, p$

Misalkan Model AR(1)

Model AR(1), secara matematis didefinisikan sebagai berikut :

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + a_t \quad (2.6)$$

keterangan:

Y_t adalah data pada periode $t, t = 1, 2, \dots, n$

Y_{t-1} adalah data pada periode $t - 1$

a_t adalah *error* pada periode t

ϕ_0 adalah suatu konstanta

ϕ_1 adalah parameter AR ke-1

Model *Autoregressive* tingkat selanjutnya mengikuti pola umum model AR(p).

2. Model *Moving Average* atau MA(q)

Bentuk umum dari MA(q) didefinisikan sebagai berikut :

$$Y_t = \theta_0 + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.7)$$

keterangan:

Y_t adalah data pada periode $t, t = 1, 2, \dots, n$

a_t adalah *error* pada periode t

a_{t-j} adalah *error* pada periode $t - j, j = 1, 2, \dots, q$

θ_0 adalah suatu konstanta

θ_j adalah parameter *moving average* ke- $j, j = 1, 2, \dots, q$

Misalkan model MA(1)

Model MA(1), secara matematis didefinisikan sebagai berikut :

$$Y_t = \theta_0 + a_t - \theta_1 a_{t-1} \quad (2.8)$$

keterangan:

Y_t adalah data pada periode $t, t = 1, 2, \dots, n$

a_t adalah *error* pada periode t

a_{t-1} adalah *error* pada periode $t - 1$

θ_0 adalah suatu konstanta

θ_1 adalah parameter MA ke-1

Model *Moving Average* tingkat selanjutnya mengikuti pola umum model MA(q).

3. Model Campuran atau *Autoregressive Moving Average* ARMA(p, q)

Model ini merupakan gabungan antara AR(p) dengan MA(q), sehingga dinyatakan sebagai ARMA(p, q), dengan bentuk umumnya:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.9)$$

keterangan:

Y_t adalah data pada periode $t, t = 1, 2, \dots, n$

Y_{t-i} adalah data pada periode $t - i, i = 1, 2, \dots, p$

a_t adalah *error* pada periode t

a_{t-j} adalah *error* pada periode $t - j, j = 1, 2, \dots, q$

ϕ_0 adalah suatu konstanta

ϕ_i adalah parameter *Autoregressive* ke- $i, i = 1, 2, \dots, p$

θ_j adalah parameter *Moving Average* ke- $j, j = 1, 2, \dots, q$

Misalkan Model ARMA(1,1)

Model ARIMA (1,1) merupakan kombinasi antara AR(1) dan MA(1), secara matematis didefinisikan sebagai berikut:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1} \quad (2.10)$$

keterangan:

Y_t adalah data pada periode $t, t = 1, 2, \dots, n$

Y_{t-1} adalah data pada periode $t-1$

a_t adalah *error* pada periode t

a_{t-1} adalah *error* pada periode $t-1$

ϕ_0 adalah suatu konstanta

ϕ_1 adalah koefisien AR ke-1

θ_1 adalah koefisien MA ke-1

Model ARMA dapat dilanjutkan dengan mengikuti pola umum ARMA(p, q).

4. Model ARIMA

Apabila nonstasioneritas ditambahkan pada proses campuran ARMA maka modelnya ARIMA(p, d, q), sehingga model ini merupakan model yang nonstasioner. Jika $W_t = \nabla^d Y_t$ adalah sebuah proses penstationeran model ARMA, maka model ARMA yang melalui proses *differencing* menjadi:

$$W_t = \phi_0 + \phi_1 W_{t-1} + \dots + \phi_p W_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.11)$$

$$Y_t - Y_{t-1} = \phi_0 + \phi_1 (Y_{t-1} - Y_{t-2}) + \phi_1 (Y_{t-2} - Y_{t-3}) + \dots + \phi_p (Y_{t-p} - Y_{t-p-1}) + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.12)$$

Maka secara matematis ARIMA($p, 1, q$) didefinisikan (Jonathan D. Cryer, 2008):

$$Y_t = \phi_0 + (1 + \phi_1)Y_{t-1} + (\phi_2 - \phi_1)Y_{t-2} + \dots + (\phi_p - \phi_{p-1})Y_{t-p} - \phi_p Y_{t-p-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.13)$$

keterangan:

Y_t adalah data pada periode $t, t = 1, 2, \dots, n$

Y_{t-i} adalah data pada periode $t-i, i = 1, 2, \dots, p$

a_t adalah *error* pada periode t

a_{t-j} adalah *error* pada periode $t - j, j = 1, 2, \dots, q$

ϕ_0 adalah suatu konstanta

ϕ_i adalah parameter *Autoregressive* ke- $i, i = 1, 2, \dots, p$

θ_j adalah parameter *Moving Average* ke- $j, j = 1, 2, \dots, q$

Bentuk umum model ARIMA(p, d, q) dapat diperoleh berdasarkan bentuk (Cowpertwait, Paul S.P, 2011):

$$\phi(B)(1 - B)^d Y_t = \phi_0 + \theta(B)a_t \quad (2.14)$$

dengan

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

$$(1 - B)^d = \text{differencing tingkat } d$$

$$\text{dan } \theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

Misalkan model ARIMA(1,1,0)

Model ini ditulis dalam bentuk matematis sebagai berikut :

$$Y_t = \phi_0 + (1 + \phi_1)Y_{t-1} - \phi_1 Y_{t-2} + a_t \quad (2.15)$$

keterangan:

Y_t adalah data pada periode $t, t = 1, 2, \dots, n$

Y_{t-1} adalah data pada periode $t - 1$

a_t adalah *error* pada periode t

ϕ_0 adalah suatu konstanta

ϕ_1 adalah parameter *Autoregressive* tingkat 1

Misalkan model ARIMA (0,1,1)

Model ini ditulis dalam bentuk matematis sebagai:

$$Y_t = \theta_0 + Y_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1} \quad (2.16)$$

keterangan:

Y_t adalah data pada periode $t, t = 1, 2, \dots, n$

Y_{t-1} adalah data pada periode $t - 1$
 a_t adalah *error* pada periode t
 a_{t-1} adalah *error* pada periode $t - 1$
 θ_0 adalah suatu konstanta
 θ_1 adalah parameter *Moving Average* tingkat 1

Misalkan model ARIMA(1,1,1)

Model ini ditulis dalam bentuk matematis sebagai:

$$Y_t = \phi_0 + (1 + \phi_1)Y_{t-1} - \phi_1 Y_{t-2} + a_t - \theta_1 a_{t-1} \quad (2.17)$$

keterangan:

Y_t adalah data pada periode $t, t = 1, 2, \dots, n$
 Y_{t-1} adalah data pada periode $t - 1$
 a_t adalah *error* pada periode t
 a_{t-1} adalah *error* pada periode $t - 1$
 ϕ_0 adalah suatu konstanta
 ϕ_1 adalah parameter *Autoregressive* tingkat 1
 θ_1 adalah parameter *Moving Average* tingkat 1

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* tingkat selanjutnya mengikuti pola umum model ARIMA(p, d, q).

2.4.2 Estimasi parameter

Setelah model diidentifikasi, tahap selanjutnya yaitu mengestimasi parameter-parameter dalam model tersebut. Estimasi parameter dilakukan dengan menggunakan metode kuadrat terkecil (*ordinary least squares*). Metode *least squares* merupakan suatu metode yang digunakan untuk mengestimasi parameter dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat *error*. Untuk persamaan regresi sederhana:

$$\hat{y}_i = \alpha + \beta x_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.18)$$

Maka jumlah kuadrat *error* untuk persamaan runtun waktu tingkat satu analog dengan persamaan kuadrat *error* regresi linier sederhana, yaitu (Sembiring, 1995):

$$J = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2.19)$$

dengan mensubstitusikan Persamaan (2.18) ke Persamaan (2.19), maka jumlah kuadrat *error* menjadi:

$$J = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{r} + s x_i)^2 \quad (2.20)$$

Namun pada runtun waktu misalnya untuk model MA(1) berarti menggantikan y_i dengan Y_t , x_i dengan a_{t-1} , e_i dengan a_t , α dengan θ_0 dan dengan θ_1 , maka Persamaan 2.17 menjadi:

$$J = \sum_{t=1}^n a_t^2 = \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \quad (2.21)$$

untuk model:

$$\hat{Y}_t = \theta_0 - \theta_1 a_{t-1} \quad (2.22)$$

dengan mensubstitusikan Persamaan (2.22) ke Persamaan (2.21), maka jumlah kuadrat *error* menjadi:

$$J = \sum_{t=1}^n a_t^2 = \sum_{t=1}^n (Y_t - \theta_0 + \theta_1 a_{t-1})^2 \quad (2.23)$$

meminimumkan kuadrat error berarti meminimumkan Persamaan (2.23) dengan cara menurunkan terhadap θ_0 dan θ_1 dan menyamakan dengan nol.

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_0} = 0 \quad (2.24)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_0} = \frac{\partial}{\partial \theta_0} \sum_{t=1}^n (Y_t - \theta_0 + \theta_1 a_{t-1})^2 = 0 \quad (2.25)$$

$$-2 \sum_{t=1}^n (Y_t - \theta_0 + \theta_1 a_{t-1}) = 0 \quad (2.26)$$

$$\theta_0 = \frac{\sum_{t=1}^n Y_t + \theta_1 \sum_{t=1}^n a_{t-1}}{n} \quad (2.27)$$

$$\theta_0 = \bar{Y}_t + \theta_1 \bar{a}_{t-1} \quad (2.28)$$

selanjutnya menurunkan Persamaan (2.23) terhadap θ_1 , maka:

$$\frac{\partial J}{\partial \mu_1} = 0 \quad (2.29)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mu_1} = \frac{\partial}{\partial \mu_1} \sum_{t=1}^n (Y_t - \mu_0 + \mu_1 a_{t-1})^2 = 0 \quad (2.30)$$

$$2 \sum_{t=1}^n (Y_t - \mu_0 + \mu_1 a_{t-1})(a_{t-1}) = 0 \quad (2.31)$$

$$\mu_1 = \frac{\sum_{t=1}^n Y_t a_{t-1} - \left(\sum_{t=1}^n Y_t \right) \frac{\left(\sum_{t=1}^n a_{t-1} \right)}{n}}{\left(- \sum_{t=1}^n a_{t-1}^2 \right) + \frac{\left(\sum_{t=1}^n (a_{t-1}) \right)^2}{n}} \quad (2.32)$$

Setelah parameter diestimasi selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter tersebut dalam model dengan cara membandingkan *P-value* dengan level toleransi (α) dalam pengujian hipotesis:

H_0 : Parameter tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter signifikan dalam model

Kriteria penerimaan H_0 jika *P value* $> \alpha$ dan penolakan H_0 , jika *P value* $< \alpha$, berarti parameter signifikan dalam model.

2.4.3 Verifikasi Model

Verifikasi model yaitu melihat apakah model yang dihasilkan sudah layak digunakan untuk peramalan atau belum, dengan melihat residual yang dihasilkan model. Ada dua uji yang dilakukan yaitu uji independensi dan uji kenormalan residual.

a. Uji Independensi *Residual*

Uji ini dilakukan untuk mendeteksi independensi *residual* antar lag yang *residual* dapat dilakukan dengan melihat pasangan ACF dan PACF *residual* yang dihasilkan model. Selain dengan menggunakan ACF dan PACF *residual*, independensi *residual* dapat juga dilihat pada kerandoman *residual*. Kerandoman

residual diketahui dengan membandingkan *P-value* pada output proses *Ljung Box Pierce* dengan α yang digunakan dalam uji hipotesis:

H_0 : *Residual* model mengikuti proses random

H_1 : *Residual* model tidak mengikuti proses random

Kriteria penerimaan H_0 yaitu jika $P\text{-value} > \alpha$, berarti *residual* mengikuti proses random (Agus Widarjono, 2008).

b. Uji Kenormalan *Residual*

Uji kenormalan *residual* dilakukan dengan melihat histogram *residual* yang dihasilkan model. Jika histogram *residual* telah mengikuti pola kurva normal, maka model telah memenuhi asumsi kenormalan sehingga layak digunakan untuk peramalan.

Penentuan model terbaik dari tentatif model dapat dilakukan dengan membandingkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Schwarz's Information Criterion* (SIC). Model terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC dan SIC terkecil. Persamaan AIC dan SIC adalah sebagai berikut:

$$AIC = e^{\frac{2k}{n}} \frac{RSS}{n} \quad (2.33)$$

$$SIC = e^{\frac{k}{n}} \frac{RSS}{n} \quad (2.34)$$

Keterangan :

n adalah jumlah observasi

k adalah jumlah variabel dependen

RSS adalah jumlah residual kuadrat

2.4.4 Peramalan

Tahap terakhir dalam metode Box Jenkins yaitu menggunakan model terpilih untuk peramalan. Model yang diperoleh digunakan untuk melakukan peramalan, dan kemudian diperoleh *residual* untuk dilakukan uji ARCH-LM.

2.5 Uji ARCH-LM

Setelah *residual* model diperoleh, identifikasi keberadaan ARCH pada *residual* model yang telah diperoleh dengan melakukan uji *lagrange multiplier* atau disingkat ARCH-LM *test*.

Adapun Hipotesis untuk uji ARCH-LM adalah :

H_0 : Varians *residual* konstan (tidak ada unsur ARCH)

H_1 : Varians *residual* tidak konstan (terdapat unsur ARCH)

Jika χ^2 hitung $> \chi$ tabel dengan α tertentu maka tolak H_0 , sebaliknya jika χ^2 hitung $< \chi$ tabel dengan α tertentu maka menerima H_0 yang berarti varians *residual* adalah konstan, atau dengan membandingkan *p-value* pada χ^2 hitung dengan α , jika *p-value* $<$ dari α , maka tolak H_0 , yang berarti *residual* tidak konstan (terdapat unsur ARCH).

2.6 Pemodelan ARCH/GARCH

Pada pemodelan ini, ada periode dimana *residual* sangat tinggi dan ada periode lain dimana *residual*nya sangat rendah, dengan demikian terdapat *heteroscedasticity* pada data, sehingga dapat dilakukan pemodelan menggunakan model ARCH/GARCH.

2.6.1 Identifikasi Model

Model ARCH adalah suatu model dimana varians *residual* ARIMA yang terjadi saat ini sangat bergantung dari *residual* periode lalu. Bentuk umum model ARCH adalah sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 \quad (2.35)$$

Keterangan : σ_t^2 adalah varian pada periode $t, t = 1, 2, \dots, n$

α_0 adalah konstanta

α_i adalah parameter ARCH ke $i, i = 1, 2, \dots, p$

ε_{t-1}^2 adalah *residual* pada periode $t - 1, i = 1, 2, \dots, p$

Misalkan model ARCH(1)

Model ARCH(1) ditulis dalam bentuk matematis sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (2.36)$$

Keterangan : σ_t^2 adalah varian pada periode $t, t = 1, 2, \dots, n$

α_0 adalah konstanta

α_1 adalah parameter ARCH ke 1

ε_{t-1}^2 adalah *residual* pada periode $t - 1, i = 1, 2, \dots, p$

Model ARCH dapat dilanjutkan dengan mengikuti pola umum ARCH(p).

Sehingga persamaan untuk peramalannya adalah :

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 \quad (2.37)$$

Model GARCH adalah suatu model dimana varians *residual* ARIMA yang terjadi saat ini bergantung dari *residual* periode lalu dan varians *residual* periode lalu. Bentuk umum model GARCH(p, q) adalah sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \lambda_q \sigma_{t-q}^2 \quad (2.38)$$

Keterangan : σ_t^2 adalah varian pada periode $t, t = 1, 2, \dots, n$

α_0 adalah konstanta

α_i adalah parameter ARCH ke $i, i = 1, 2, \dots, p$

ε_{t-1}^2 adalah *residual* pada periode $t - 1, i = 1, 2, \dots, p$

σ_{t-1}^2 adalah varian periode $t - i, i = 1, 2, \dots, q$

Misal model GARCH(1,1)

Model GARCH(1,1) ditulis dalam bentuk matematis sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (2.39)$$

Keterangan : σ_t^2 adalah varian pada periode $t, t = 1, 2, \dots, n$

α_0 adalah konstanta

α_1 adalah parameter ARCH ke 1

ε_{t-1}^2 adalah *residual* pada periode $t - 1$

σ_{t-1}^2 adalah varians periode $t - 1$

Model GARCH dapat dilanjutkan dengan mengikuti pola umum GARCH(p, q).

Penentuan ordo pada model ARCH/GARCH dapat dilihat berdasarkan pola ACF dan PACF pada *residual* kuadratnya, sehingga setelah ordo model ARCH/GARCH diperoleh maka kemudian dilakukan estimasi parameter untuk model yang telah diperoleh.

2.6.2 Estimasi Parameter

Setelah model diidentifikasi, tahap selanjutnya yaitu mencari estimasi terbaik untuk parameter-parameter dalam model tersebut. Estimasi parameter dilakukan dengan menggunakan metode *maximum likelihood* (ML).

Sebagai contoh, diambil rumusan ARCH(1) :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2$$

Maka distribusi probabilitas dapat ditulis : σ^2

$$P(\sigma_t^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp \left[-\frac{1}{2\sigma^2} (\sigma_t^2 - \alpha_0 - \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2)^2 \right] \quad (2.40)$$

Fungsi *likelihood* adalah perkalian dari setiap peluang kejadian pada semua observasi n . Dengan demikian fungsi *likelihood* dapat ditulis sebagai berikut :

$$LF(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_t^2, \alpha_0, \alpha_1, \sigma^2) = P(\sigma_1^2)P(\sigma_2^2) \dots P(\sigma_t^2) \quad (2.41)$$

$$LF = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{n}{2}}} \exp \left[-\sum_{t=1}^n \left(\frac{(\sigma_t^2 - \alpha_0 - \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2)^2}{2\sigma^2} \right) \right] \quad (2.42)$$

Estimasi parameter dengan ML adalah mengestimasi parameter agar peluang dari σ_t^2 setinggi mungkin, maka harus memaksimumkan nilai fungsi *likelihood* (LF) dalam persamaan diatas. Memperoleh nilai yang maksimum dari fungsi tersebut, dapat dilakukan dengan cara menurunkan fungsi tersebut terhadap setiap parameter yang ada, kemudian setiap turunan fungsi disamakan dengan nol. Untuk lebih mudahnya persamaan fungsi LF kita ubah kedalam bentuk logaritma natural (\ln). Dalam hal ini memaksimumkan fungsi \ln LF sama dengan memaksimumkan fungsi LF.

$$\ln LF = -n \ln \sigma^2 - \frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \frac{(\sigma_t^2 - \alpha_0 - \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2)^2}{\sigma^2} \quad (2.43)$$

Turunan pertama pada Persamaan (2.41) terhadap α_0, α_1 menghasilkan persamaan sebagai berikut :

$$\frac{\partial \ln LF}{\partial \alpha_0} = -\frac{1}{\sigma^2} \sum_{t=1}^n (\sigma_t^2 - \alpha_0 - \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2)(-1) \quad (2.44)$$

$$\frac{\partial \ln LF}{\partial \alpha_1} = -\frac{1}{\sigma^2} \sum_{t=1}^n (\sigma_t^2 - \alpha_0 - \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2)(-\varepsilon_{t-1}^2) \quad (2.45)$$

Kemudian menyamakan Persamaan (2.42) dan (2.43) dengan nol kemudian mencari α_0 dan α_1 sebagai estimator dari ML dan menghasilkan persamaan sebagai berikut :

$$\frac{1}{\sigma^2} \sum_{t=1}^n (\sigma_t^2 - \alpha_0 - \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2) = 0 \quad (2.46)$$

$$\frac{1}{\sigma^2} \sum_{t=1}^n (\sigma_t^2 - \alpha_0 - \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2)(\varepsilon_{t-1}^2) = 0 \quad (2.47)$$

Dari Persamaan (2.44) dan (2.45) menghasilkan persamaan :

$$\sum_{t=1}^n \sigma_t^2 = n \alpha_0 + \alpha_1 \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1}^2 \quad (2.48)$$

$$\sum_{t=1}^n \sigma_t^2 \varepsilon_{t-1}^2 = \alpha_0 \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_1 \sum_{t=1}^n (\varepsilon_{t-1}^2)^2 \quad (2.49)$$

Sehingga estimasi parameter ML adalah sebagai berikut :

$$\alpha_0 = \bar{\sigma}_t^2 - \alpha_1 \bar{\varepsilon}_{t-1}^2 \quad (2.50)$$

$$r_1 = \frac{\sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2 \varepsilon_{t-1}^2 - \left(\sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2 \right) \left(\sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1}^2 \right) / n}{\left(\sum_{t=1}^n (\varepsilon_{t-1}^2)^2 \right) + \frac{\left(\sum_{t=1}^n (\varepsilon_{t-1}^2) \right)^2}{n}} \quad (2.51)$$

Setelah parameter diestimasi selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter tersebut dalam model dengan cara membandingkan *P-value* dengan level toleransi (α) dalam pengujian hipotesis:

H_0 : Parameter tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter signifikan dalam model

Kriteria penerimaan H_0 , jika *P-value* > α dan penolakan H_0 jika *P-value* < α , yang berarti parameter signifikan dalam model.

2.6.3 Verifikasi Model

Verifikasi model yaitu melihat apakah model yang dihasilkan sudah layak digunakan untuk peramalan atau belum, dengan melihat *residual* yang dihasilkan

model. Ada dua uji yang dilakukan yaitu uji independensi dan uji kenormalan residual.

a. Uji Independensi *Residual*

Uji ini dilakukan untuk menentukan independensi *residual* antar lag yang dapat dilakukan dengan melihat pasangan ACF dan PACF *residual* yang dihasilkan model. Jika lag pada ACF dan PACF tidak ada yang terpotong, maka *residual* tidak berkorelasi (independen).

b. Uji Kenormalan *Residual*

Uji kenormalan residual dilakukan dengan melihat histogram *residual* yang dihasilkan model. Jika histogram *residual* telah mengikuti pola kurva normal, maka model telah memenuhi asumsi kenormalan sehingga layak digunakan untuk peramalan.

2.6.4 Penerapan Model untuk Peramalan

Model yang diperoleh pada tahap verifikasi digunakan untuk melakukan peramalan yang meliputi *residual training*, *residual testing* dan *residual* untuk peramalan data. Pada tahap peramalan *residual training*, *residual* yang digunakan yaitu *residual* pada *mean* model, sedangkan untuk peramalan pada data *testing*, *residual* yang digunakan tidak ada unsur *residual* pada *mean* model, tetapi *residual* hasil peramalan pada *residual training*. Selanjutnya pada tahap *residual* untuk peramalan, *residual* yang digunakan yaitu *residual* hasil peramalan pada *residual testing*.

2.7 Ketepatan Model Peramalan

Model yang telah diperoleh digunakan untuk meramalkan data pada periode yang akan datang. ketepatan peramalan dapat dihitung dengan menggunakan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) atau rata-rata persentase kesalahan absolut. Rumus yang digunakan untuk menentukan nilai MAPE adalah (Singgih Santoso, 2009):

$$\text{MAPE} = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \quad (4.52)$$

Keterangan : Y_t adalah data aktual
 \hat{Y}_t adalah data ramalan
 n adalah banyak observasi

Nilai MAPE merupakan nilai rata-rata persentase kesalahan. Semakin kecil nilai MAPE maka data hasil peramalan semakin mendekati nilai aktual, dan sebaliknya semakin besar nilai MAPE maka data hasil peramalan semakin jauh dari data aktual.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Bab III dalam penelitian ini terdiri atas tahap-tahap dalam menganalisa data. Adapun Tahap-tahap dalam menganalisa data adalah sebagai berikut:

1. Identifikasi Model Box-Jenkins

Terlebih dahulu diuji kestasioneran data, apakah telah stasioner atau belum, jika telah stasioner maka langkah dalam peramalan dapat dilanjutkan, jika tidak stasioner maka dilakukan proses *differencing* sampai data stasioner. Kestasioneran data dapat dilihat berdasarkan plot data aktual, uji *unit root* dan plot ACF dan PACF. Berdasarkan plot ACF dan PACF tersebut juga dapat diperoleh model sementara, apakah model AR, MA, ARMA atau ARIMA.

2. Estimasi Parameter Model Box-Jenkins

Setelah model diperoleh maka langkah selanjutnya adalah mengestimasi parameter, untuk mengetahui besar koefisien dari model yang diperoleh.

3. Verifikasi Model

Langkah verifikasi model yaitu menentukan apakah model Box-Jenkins yang diperoleh baik digunakan untuk peramalan. Verifikasi model dapat dilakukan dengan menggunakan uji independensi *residual* dan uji kenormalan *residual*.

4. Peramalan

Peramalan pada model Box-Jenkins dilakukan pada data *training*, setelah nilai peramalan diperoleh, maka mencari *residual* model dengan cara menentukan selisih antara data aktual dengan data hasil peramalannya, kemudian *residual* akan diuji apakah terdapat unsur *heteroscedasticity* dalam *residual*.

5. Uji ARCH-LM

Untuk menentukan adanya unsur *heteroscedasticity* maka dilakukan uji ARCH-LM, jika mengandung unsur *heteroscedasticity* maka peramalan dapat

dilakukan dengan model ARCH, dan jika tidak terdapat unsur *heteroscedastidity* pada *residual*, maka model tidak dapat dilanjutkan ke model ARCH/GARCH.

6. Identifikasi Model ARCH/GARCH

Setelah terbukti bahwa data mengandung unsur *heteroscedasticity*, maka dilakukan identifikasi model ARCH(p)/GARCH(p,q).

7. Estimasi Parameter Model ARCH/GARCH

Setelah model diperoleh maka langkah selanjutnya adalah mengestimasi parameter, untuk mengetahui besar koefisien dari model yang diperoleh.

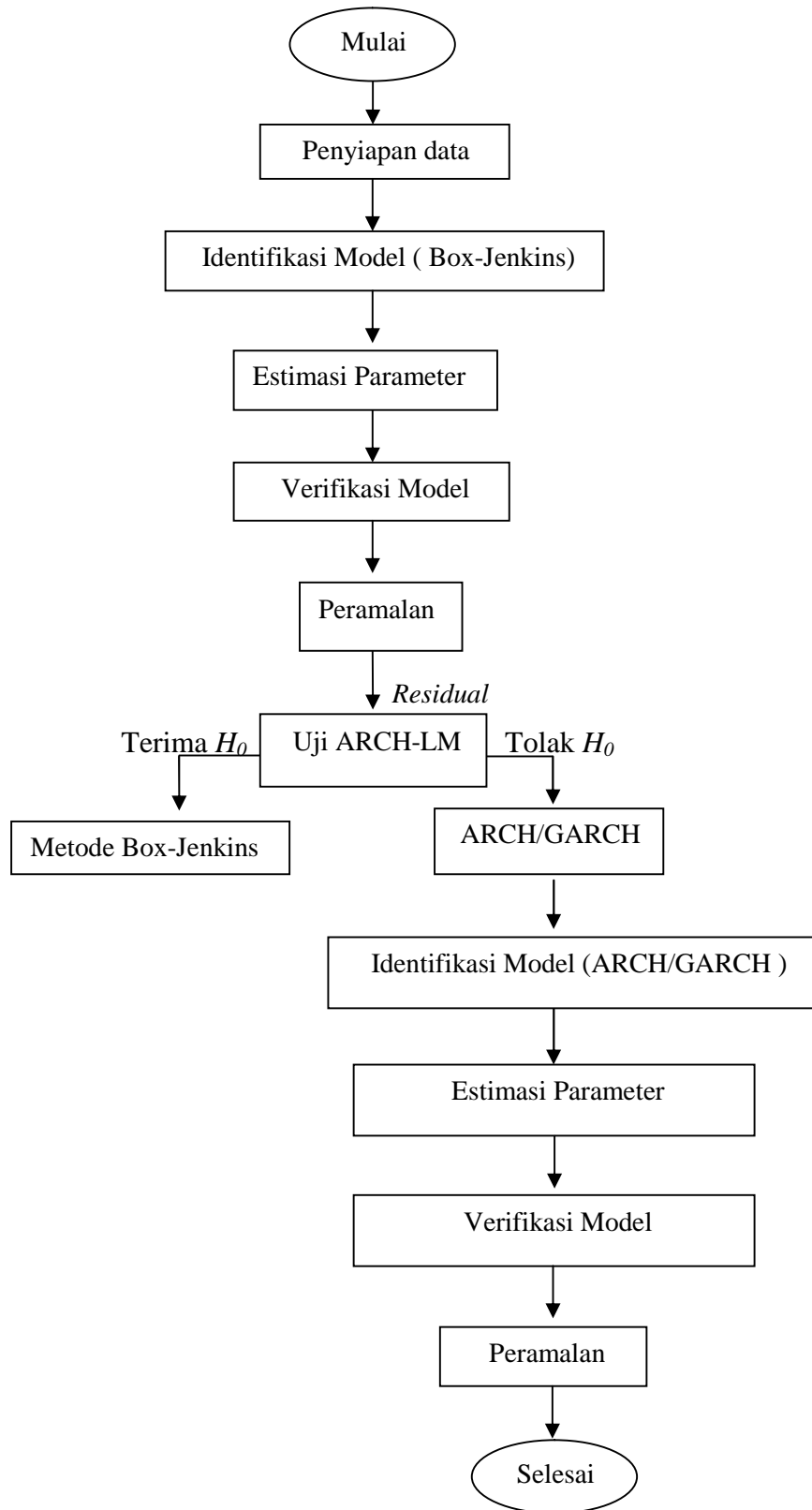
8. Verifikasi Model

Langkah verifikasi model yaitu menentukan apakah model ARCH/GARCH yang diperoleh baik dan dapat digunakan untuk peramalan. Verifikasi model ARCH/GARCH juga dapat dilakukan dengan menggunakan uji independensi *residual* dan uji kenormalan *residual*.

9. Peramalan

Pada tahap peramalan ini model yang sesuai telah diperoleh, sehingga dengan model yang diperoleh dapat dilakukan peramalan bagaimana nilai kurs transaksi Bank Indonesia terhadap mata uang dollar Amerika pada masa yang akan datang.

Langkah-langkah di atas juga dapat dilihat pada *flowchart* berikut ini :

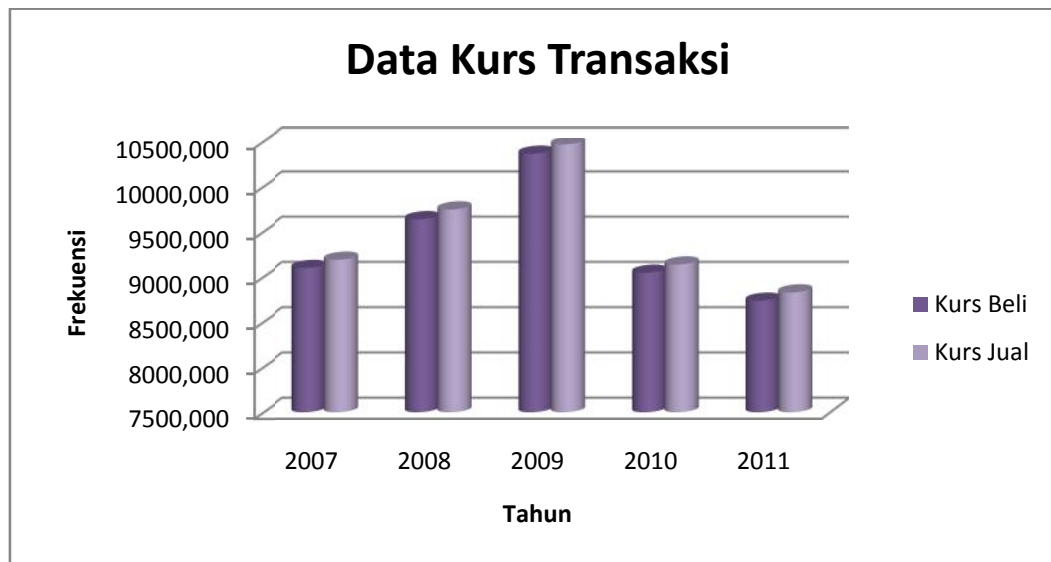


Gambar 3.1 *Flowchart* Metodologi Penelitian

BAB IV PEMBAHASAN

4.1 Deskriptif Data Kurs Transaksi Bank Indonesia Terhadap Mata Uang Dollar Amerika Tahun 2007-2011.

Rata-rata data kurs transaksi Bank Indonesia terhadap mata uang dollar Amerika mengalami kenaikan dan penurunan yang sangat signifikan setiap tahunnya. Untuk lebih jelasnya, data kurs transaksi Bank Indonesia disajikan pada Gambar 4.1 sebagai berikut :



Gambar 4.1 Histogram Data Kurs Transaksi Bank Indonesia

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa data kurs transaksi Bank Indonesia terhadap dollar Amerika mengalami peningkatan dan penurunan secara signifikan. Rata-rata data kurs jual yang tertinggi terjadi pada Tahun 2009 yaitu sebesar 10461,07 serta rata-rata data kurs beli yang tertinggi juga terjadi pada Tahun 2009 yaitu sebesar 10357. Rata-rata data kurs jual yang terendah terjadi pada Tahun 2011 yaitu sebesar 8824,031 serta rata-rata data kurs beli yang terendah juga terjadi pada Tahun 2011 yaitu sebesar 8732,031.

Selanjutnya dilakukan tahapan dalam pembentukan model peramalan menggunakan model ARCH/GARCH yang terlebih dahulu akan dilakukan

dengan menggunakan metode Box-Jenkins yang terdiri dari identifikasi model, estimasi parameter model, verifikasi model dan peramalan. Setelah residual dari model Box-Jenkins diperoleh maka dilakukan uji ARCH-LM, kemudian dilanjutkan dengan pembentukan model ARCH/GARCH yang terdiri dari identifikasi model, estimasi parameter model, verifikasi model dan penerapan model ARCH/GARCH untuk peramalan di masa yang akan datang.

4.2 Pembentukan Model Peramalan Data Kurs Beli Bank Indonesia

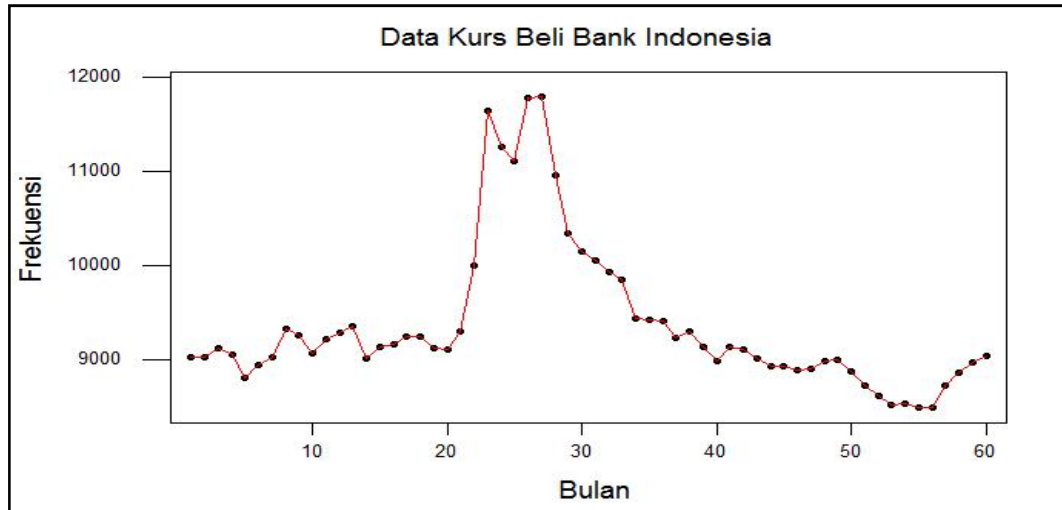
Pada pembentukan model peramalan data kurs beli Bank Indonesia ini akan dilakukan dengan menggunakan model ARCH/GARCH. Data yang digunakan untuk pembentukan model tersebut sebanyak 60 data yaitu data bulanan selama 5 tahun dari Januari Tahun 2007 sampai Desember Tahun 2011. Data kurs transaksi Bank Indonesia disajikan pada Lampiran A dan Gambar 4.1. Adapun tahapan dalam pembentukan model adalah sebagai berikut :

Tahap 1. Pembentukan Model Menggunakan Metode Box-Jenkins

Tahapan dalam pembentukan model menggunakan metode Box-Jenkins terdiri dari 4 langkah, yaitu: Identifikasi model, estimasi parameter, verifikasi model dan peramalan. Dibawah ini adalah langkah-langkah dalam pembentukan model menggunakan metode Box-Jenkins, yaitu :

1. Identifikasi Model

Identifikasi model adalah melihat kestasioneran data dan mencari model sementara yang sesuai dengan membuat plot data aktual, uji unit *root* serta grafik autokorelasi dan grafik autokorelasi parsial. Berikut merupakan grafik data aktual kurs Beli Bank Indonesia terhadap mata uang dollar Amerika sebanyak 60 data terhitung dari bulan Januari Tahun 2007 sampai bulan Desember Tahun 2011 pada Gambar 4.2:



Gambar 4.2 Grafik Data Aktual Kurs Beli Bank Indonesia

Berdasarkan Gambar 4.2 dapat dilihat secara visual (kasat mata) bahwa data kurs beli Bank Indonesia tidak stasioner. Pengujian data stasioner atau tidak stasioner juga dapat dilakukan dengan menggunakan uji unit *root* agar lebih meyakinkan bahwa data kurs beli diatas tidak stasioner. Uji unit *root* yang digunakan terdiri dari tiga uji yaitu uji unit *root Augmented Dickey-Fuller* (ADF), uji unit *root Phillips-Perron* (PP) dan uji unit *root Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin* (KPSS). Berikut adalah hasil uji unit *root* dengan nilai $\alpha = 0,05$ menggunakan *software* Eviews, yaitu :

a. Uji unit *root Augmented Dickey-Fuller* (ADF)

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs beli Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data kurs beli Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

Tabel 4.1 berikut ini merupakan tabel anggaran nilai uji ADF menggunakan *software* Eviews, yaitu :

Tabel 4.1 Anggaran Nilai Uji ADF dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik-
<i>Augmented Dickey-Fuller</i> (ADF)		-1,972423
Nilai Kritik Mackinnon	1%	-3, 548208
	5%	-2,912631
	10%	-2,594027

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.1 dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik- *t* terhadap uji ADF < nilai mutlak statistik- *t* pada nilai kritik Mackinnon untuk level 0,05, dengan $1,972423 < 2,912631$. Jadi dapat disimpulkan untuk menerima H_0 yang berarti data kurs beli Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner).

b. Uji unit *root Phillips-Perron* (PP)

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs beli Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data kurs beli Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

Tabel 4.2 berikut ini merupakan tabel anggaran nilai uji PP menggunakan *software* Eviews, yaitu :

Tabel 4.2 Anggaran Nilai Uji PP dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik-
<i>Phillips-Perron</i> (PP)		-1,778542
Nilai Kritik Mackinnon	1%	-3,546099
	5%	-2,911730
	10%	-2,593551

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.2, dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik- *t* terhadap uji PP < nilai mutlak statistik- *t* pada nilai kritik Mackinnon untuk level 0,05 dengan $1,778542 < 2,911730$. Jadi dapat disimpulkan untuk menerima H_0 yang berarti data kurs beli Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner).

c. Uji unit *root Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin* (KPSS)

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs beli Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

H_1 : Data kurs beli Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

Tabel 4.3 berikut ini merupakan tabel anggaran nilai uji KPSS menggunakan *software* Eviews, yaitu :

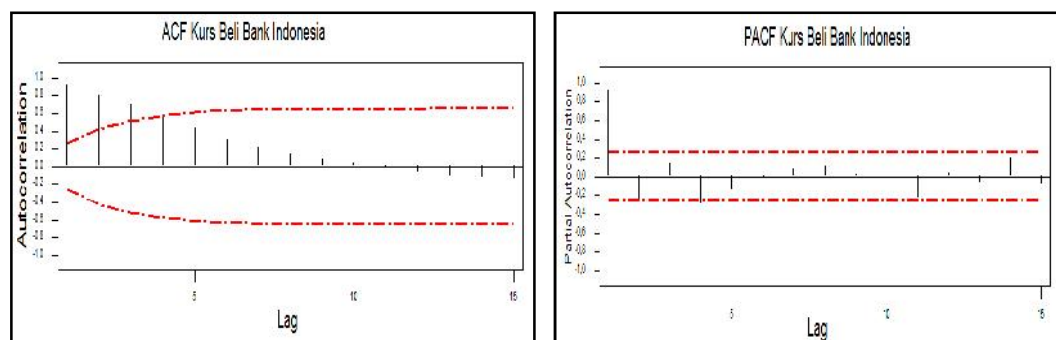
Tabel 4.3 Anggaran Nilai Uji KPSS dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik $- \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \epsilon_t^2$
<i>Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS)</i>		0, 224577
Nilai Kritik Mackinnon	1%	0.739000
	5%	0.463000
	10%	0.347000

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.3, dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik- t pada uji KPSS < nilai mutlak statistik- t pada nilai kritik Mackinnon untuk level 0,05 dengan $0, 224577 < 0.463000$ sehingga menerima H_0 yang berarti data kurs beli Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner).

Dari hasil yang diperoleh melalui uji unit *root*, terdapat dua uji yang menyatakan bahwa data tidak stasioner yaitu uji ADF dan uji PP, sedangkan uji KPSS menyatakan bahwa data sudah stasioner, maka dapat disimpulkan bahwa data cenderung tidak stasioner.

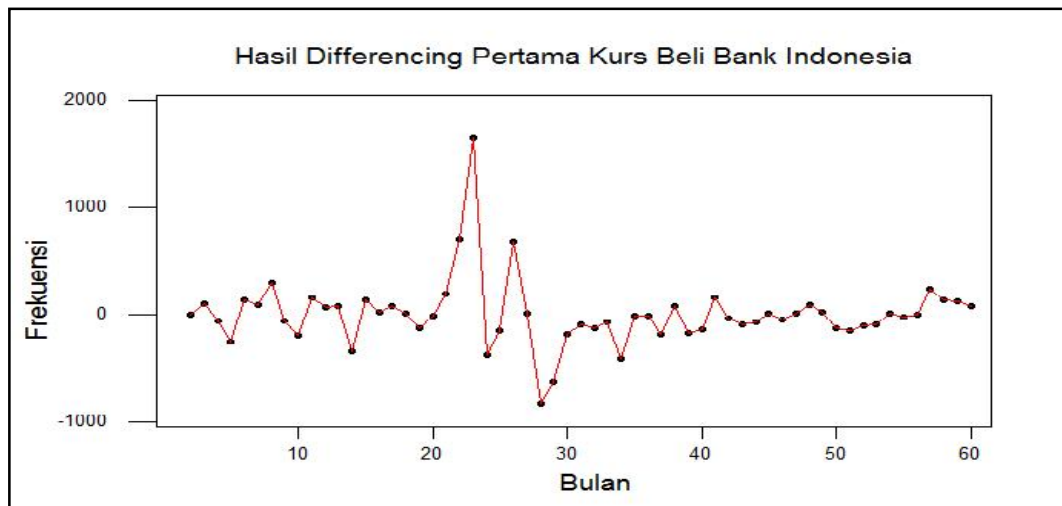
Kestasioneran data juga dapat dilihat berdasarkan plot ACF dan PACF. Berikut merupakan plot ACF dan PACF data kurs beli Bank Indonesia pada Gambar 4.3:



Gambar 4.3 Plot ACF dan PACF Data Kurs Beli Bank Indonesia

Plot ACF dan PACF pada Gambar 4.3 menunjukkan bahwa data tidak stasioner karena lag-lag pada fungsi autokorelasi tidak turun secara drastis, sehingga dapat disimpulkan bahwa data kurs beli Bank Indonesia tidak stasioner.

Data yang tidak stasioner dapat distasionerkan dengan melakukan *differencing* data dan kemudian dilakukan kembali uji kestasioneran terhadap data yang telah melalui proses *differencing*. Data hasil *differencing* disajikan dalam Lampiran B. Berikut adalah grafik data kurs beli Bank Indonesia yang telah melalui proses *differencing* tingkat pertama pada Gambar 4.4 :



Gambar 4.4 Grafik Hasil *Differencing* Pertama Kurs Beli Bank Indonesia

Berdasarkan Gambar 4.4 dapat dilihat secara visual (kasat mata) bahwa data kurs beli Bank Indonesia telah stasioner, kestasioneran data kurs beli setelah *differencing* pertama dapat dilihat dari setiap data pada kurs beli dimana rata-rata dan variansnya konstan pada setiap *index* bulanannya. Menunjukkan kestasioneran data kurs beli Bank Indonesia juga dapat dilakukan dengan menggunakan uji unit *root* seperti pada uji sebelumnya, yaitu uji ADF, uji PP dan uji KPSS. Berikut adalah hasil uji unit *root* data kurs beli Bank Indonesia pada *differencing* pertama dengan nilai $\alpha = 0,05$ menggunakan *software* Eviews yaitu :

a. Uji unit *root* *Augmented Dickey-Fuller* (ADF)

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs beli Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data kurs beli Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

Tabel 4.4 berikut ini merupakan tabel anggaran nilai uji ADF menggunakan *software* Eviews, yaitu :

Tabel 4.4 Anggaran Nilai Uji ADF dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik- t
<i>Augmented Dickey-Fuller</i> (ADF)		-5,951712
Nilai Kritik Mackinnon	1%	-3,548208
	5%	-2,912631
	10%	-2,594027

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.4, dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik- t terhadap uji ADF > nilai mutlak statistik- t pada nilai kritik Mackinnon untuk level 0,05 dengan $5,951712 > 2,912631$. Jadi dapat disimpulkan untuk menolak H_0 yang berarti data kurs beli Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner).

b. Uji unit *root Phillips-Perron* (PP)

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs beli Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data kurs beli Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

Tabel 4.5 berikut ini merupakan tabel anggaran nilai uji PP menggunakan *software* Eviews, yaitu :

Tabel 4.5 Anggaran Nilai Uji PP dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik- t
<i>Phillips-Perron</i> (PP)		-5,951712
Nilai Kritik Mackinnon	1%	-4,124265
	5%	-3,489228
	10%	-3,173114

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.5, dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik- t pada uji PP > nilai mutlak statistik- t pada nilai kritik Mackinnon untuk level 0,05 dengan $5,951712 > 3,489228$. Jadi dapat disimpulkan untuk menolak H_0 yang berarti data kurs beli Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner).

c. Uji unit *root Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS)*

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs beli Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

H_1 : Data kurs beli Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

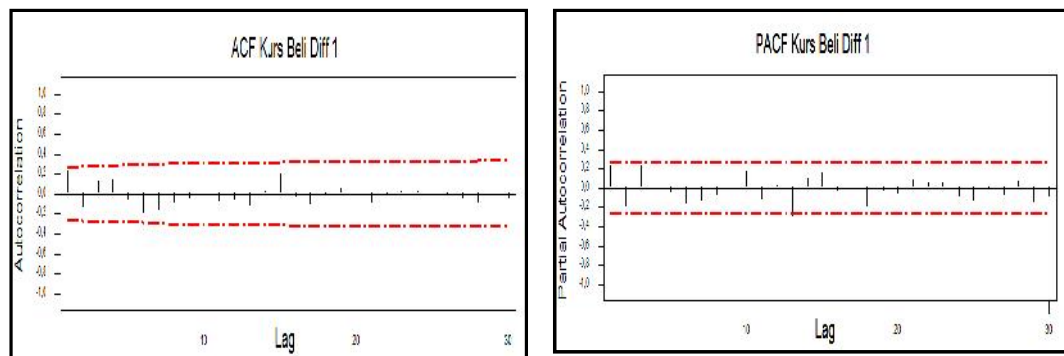
Tabel 4.3 berikut ini merupakan tabel anggaran nilai uji KPSS menggunakan *software* Eviews, yaitu :

Tabel 4.6 Anggaran Nilai uji KPSS dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik – ϵ
<i>Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS)</i>		0,105480
Nilai Kritik Mackinnon	1%	0,739000
	5%	0,463000
	10%	0,347000

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.6, dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik-*t* pada uji KPSS < nilai mutlak statistik- *t* pada nilai kritikMackinnon untuk level 0,05 dengan $0,105480 < 0,463000$ sehingga terima H_0 yang berarti data kurs beli Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner).

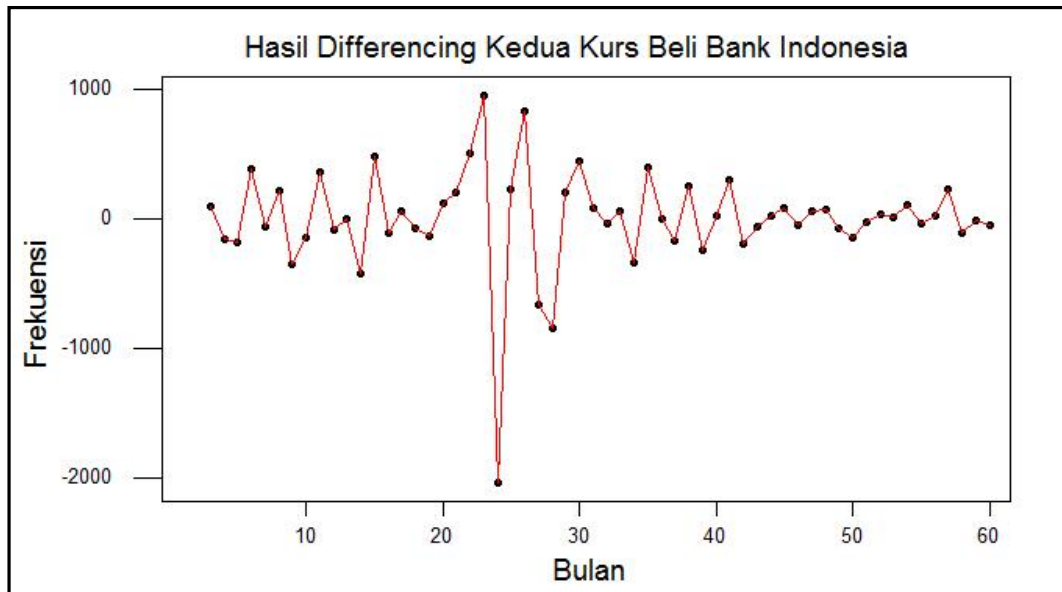
Dari hasil yang diperoleh melalui uji unit *root* dapat disimpulkan bahwa data telah stasioner untuk ketiga uji pada *differencing* tingkat pertama. Kestasioneran data juga dapat dilihat berdasarkan plot ACF dan PACF. Berikut ini merupakan plot ACF dan PACF data kurs beli Bank Indonesia pada *differencing* pertama *output* dari *software* Minitab pada Gambar 4.5:



Gambar 4.5 Plot ACF dan PACF Data Kurs Beli *Differencing* Pertama

Plot pada Gambar 4.5 menunjukkan bahwa data tidak stasioner, karena tidak ada lag yang memotong, sehingga perlu dilakukan kembali proses *differencing* untuk tingkat kedua.

Data hasil *differencing* kedua disajikan dalam Lampiran B. Berikut adalah grafik data kurs beli Bank Indonesia yang telah melalui proses *differencing* tingkat kedua pada Gambar 4.6 :



Gambar 4.6 Grafik Hasil *Differencing* Kedua Kurs Beli Bank Indonesia

Berdasarkan Gambar 4.6 dapat dilihat secara visual (kasat mata) bahwa data kurs beli Bank Indonesia telah stasioner, kestasioneran data kurs beli setelah *differencing* kedua dapat dilihat dari setiap data pada kurs beli dimana rata-rata dan variansnya konstan pada setiap *index* bulanannya, walaupun terdapat satu data yang jauh menurun kebawah, sehingga untuk lebih meyakinkan bahwa data telah stasioner pada *differencing* kedua dapat dilakukan dengan menggunakan uji unit *root* seperti pada uji sebelumnya, yaitu uji ADF, uji PP dan uji KPSS. Berikut adalah hasil uji unit *root* data kurs beli Bank Indonesia pada *differencing* kedua dengan nilai $\alpha = 0,05$ menggunakan *software* Eviews yaitu :

a. Uji unit *root Augmented Dickey-Fuller* (ADF)

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs beli Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data kurs beli Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

Tabel 4.7 berikut ini merupakan tabel anggaran nilai uji ADF menggunakan *software* Eviews, yaitu :

Tabel 4.7 Anggaran Nilai Uji ADF dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik-
<i>Augmented Dickey-Fuller</i> (ADF)		-10,14945
Nilai Kritik Mackinnon	1%	-4,13052
	5%	-3,492149
	10%	-3,174802

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.7, dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik- *t* terhadap uji ADF > nilai mutlak statistik- *t* pada nilai kritik Mackinnon untuk level 0,05 dengan $10,14945 > 3,492149$. Jadi dapat disimpulkan untuk menolak H_0 yang berarti data kurs beli Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner).

b. Uji unit *root Phillips-Perron* (PP)

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs beli Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data kurs beli Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

Tabel 4.8 berikut ini merupakan tabel anggaran nilai uji PP menggunakan *software* Eviews, yaitu :

Tabel 4.8 Anggaran Nilai Uji PP dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik-
<i>Phillips-Perron</i> (PP)		-31,13013
Nilai Kritik Mackinnon	1%	-4,127338
	5%	-3,490662
	10%	-3,173943

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.8, dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik- t pada uji PP > nilai mutlak statistik- t pada nilai kritik Mackinnon untuk level 0, dengan $31,13013 > 3,490662$. Jadi dapat disimpulkan untuk menolak H_0 yang berarti data kurs beli Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner).

c. Uji unit *root* Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS)

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs beli Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

H_1 : Data kurs beli Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

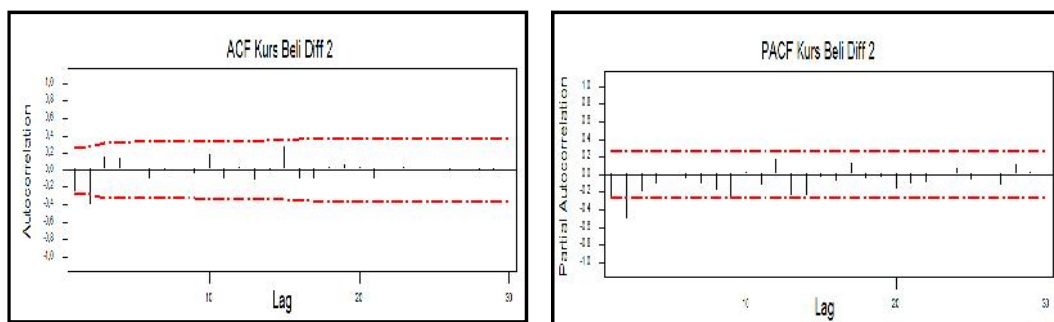
Tabel 4.9 berikut ini merupakan tabel anggaran nilai uji KPSS menggunakan *software* Eviews, yaitu :

Tabel 4.9 Anggaran Nilai uji KPSS dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik –
<i>Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS)</i>		0,50000
Nilai Kritik Mackinnon	1%	0,216000
	5%	0,14000
	10%	0,119000

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.9, dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik- t pada uji KPSS > nilai mutlak statistik- t pada nilai kritik Mackinnon untuk level 0,05 dengan $0,50000 > 0,14000$ sehingga tolak H_0 yang berarti data kurs beli Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner).

Dari hasil yang diperoleh melalui uji unit *root* dapat disimpulkan bahwa data cenderung stasioner. Kestasioneran data juga dapat dilihat berdasarkan plot ACF dan PACF. Berikut ini merupakan plot ACF dan PACF data kurs beli Bank Indonesia pada *differencing* kedua *output* dari *software* Minitab pada Gambar 4.7:



Gambar 4.7 Plot ACF dan PACF Data Kurs Beli *Differensing* Kedua

Plot pada Gambar 4.7 menunjukkan bahwa data telah stasioner, karena telah menurun drastis dan memotong pada lag tertentu. pola pasangan ACF dan PACF pada Gambar 4.7 Menunjukkan bahwa model sementara yaitu ARIMA(2,2,2), ARIMA(0,2,2), dan ARIMA(2,2,0)

2. Estimasi Parameter Model

Setelah model sementara diperoleh, langkah selanjutnya yaitu mengestimasi parameter dalam model. Estimasi parameter dilakukan dengan metode kuadrat terkecil. Tetapi karena data yang digunakan dalam jumlah yang banyak, maka untuk mempermudah digunakan bantuan *software* Minitab.

1. Model ARIMA(2,2,2)

Dibawah ini akan disajikan tabel estimasi parameter *output* dari *software* Eviews untuk model ARIMA(2,2,2) yaitu:

Tabel 4.10 Estimasi Parameter Model ARIMA(2,2,2)

Parameter	Koefisien	P-value
μ	-1,004	0,770
ϕ_1	-0,1971	0,612
ϕ_2	-0,1323	0,511
θ_1	0,4666	0,222
θ_2	0,5011	0,195

Tabel 4.10 menunjukkan hasil estimasi parameter pada model ARIMA (2,2,2). Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter dalam model yaitu dengan menggunakan nilai *P value*.

a. Uji signifikansi konstanta yaitu $\Phi_0 = -1,0444$

Hipotesis H_0 : Konstanta tidak signifikan dalam model

H_1 : Konstanta signifikan dalam model

Berdasarkan tabel 4.7 dapat dilihat bahwa Konstanta mempunyai nilai *P-value* sebesar 0,770, dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* > yaitu 0,770 > 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menerima H_0 , yang berarti konstanta tidak signifikan dalam model.

b. Uji signifikansi parameter AR(1) yaitu $\Phi_1 = -0,1971$

Hipotesis H_0 : Parameter AR tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter AR signifikan dalam model

Berdasarkan Tabel 4.7 dapat dilihat bahwa parameter AR(1) mempunyai nilai *P-value* sebesar 0,612, dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* < yaitu 0,612 < 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menerima H_0 , yang berarti parameter AR(1) tidak signifikan dalam model.

c. Uji signifikansi parameter AR(2) yaitu $\Phi_2 = -0,1323$

Hipotesis H_0 : Parameter AR tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter AR signifikan dalam model

Berdasarkan tabel 4.7 dapat dilihat bahwa Konstanta mempunyai nilai *P-value* sebesar 0,511 dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* > yaitu 0,511 > 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menerima H_0 , yang berarti parameter AR(2) tidak signifikan dalam model.

d. Uji signifikansi parameter MA(1) yaitu $\theta_1 = 0,4666$

Hipotesis H_0 : Parameter MA tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter MA signifikan dalam model

Berdasarkan Tabel 4.7 dapat dilihat bahwa parameter MA(1) mempunyai nilai *P-value* sebesar 0,222, dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* < yaitu 0,222 < 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menerima H_0 , yang berarti parameter MA(1) tidak signifikan dalam model.

e. Uji signifikansi parameter MA(2) yaitu $\theta_2 \approx 0,5011$

Hipotesis H_0 : Parameter MA tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter MA signifikan dalam model

Berdasarkan tabel 4.7 dapat dilihat bahwa Konstanta mempunyai nilai *P-value* sebesar 0,195, dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* > yaitu 0,195 > 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menerima H_0 , yang berarti parameter MA(2) tidak signifikan dalam model.

Berdasarkan hasil yang diperoleh pada tahap estimasi parameter, maka model ARIMA(2,2,2) tidak dapat digunakan untuk peramalan karena parameter model yang tidak signifikan.

2. Model ARIMA(0,2,2)

Dibawah ini akan disajikan tabel estimasi parameter *output* dari *software* Eviews untuk model ARIMA(0,2,2) yaitu:

Tabel 4.11 Estimasi Parameter Model ARIMA(0,2,2)

Parameter	Koefisien	P-value
θ_0	-0,432	0,912
θ_1	0,5642	0,000
θ_2	0,4107	0,003

Tabel 4.11 menunjukkan hasil estimasi parameter pada model ARIMA (0,2,2). Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter dalam model yaitu dengan menggunakan nilai *P value*.

a. Uji signifikansi konstanta yaitu $\theta_0 = -0,4432$

Hipotesis H_0 : Konstanta tidak signifikan dalam model

H_1 : Konstanta signifikan dalam model

Berdasarkan tabel 4.11 dapat dilihat bahwa Konstanta mempunyai nilai *P-value* sebesar 0,912, dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* > yaitu 0,912 > 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menerima H_0 , yang berarti konstanta tidak signifikan dalam model.

b. Uji signifikansi parameter MA(1) yaitu $\theta_1 = 0,5642$

Hipotesis H_0 : Parameter MA tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter MA signifikan dalam model

Berdasarkan Tabel 4.11 dapat dilihat bahwa parameter MA(1) mempunyai nilai *P-value* sebesar 0,0000, dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* < 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menolak H_0 , yang berarti parameter MA(1) signifikan dalam model.

c. Uji signifikansi parameter MA(2) yaitu $\theta_2 = 0,4107$

Hipotesis H_0 : Konstanta tidak signifikan dalam model

H_1 : Konstanta signifikan dalam model

Berdasarkan tabel 4.11 dapat dilihat bahwa parameter MA(2) mempunyai nilai *P-value* sebesar 0,0003, dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* < 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menolak H_0 , yang berarti parameter MA(2) signifikan dalam model.

Berdasarkan hasil yang diperoleh pada tahap estimasi parameter maka parameter hasil estimasi yang signifikan dalam model dirumuskan kembali menjadi :

$$Y_t = \theta_0 + 2Y_{t-1} - Y_{t-2} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} \quad (4.1)$$

$$Y_t = 2Y_{t-1} - Y_{t-2} + a_t - 0,5642a_{t-1} - 0,4107a_{t-2}$$

3. Model ARIMA(2,2,0)

Dibawah ini akan disajikan tabel estimasi parameter *output* dari *software* Eviews untuk model ARIMA(2,2,0) yaitu:

Tabel 4.12 Estimasi Parameter Model ARIMA(2,2,0)

Parameter	Koefisien	P-value
θ_0	3,22	0,943
θ_1	-03986	0,001
θ_2	-0,5174	0,000

Tabel 4.12 menunjukkan hasil estimasi parameter pada model ARIMA (2,2,0). Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter dalam model yaitu dengan menggunakan nilai *P value*.

a. Uji signifikansi konstanta yaitu $\phi_0 = 3,22$

Hipotesis H_0 : Konstanta tidak signifikan dalam model

H_1 : Konstanta signifikan dalam model

Berdasarkan tabel 4.12 dapat dilihat bahwa Konstanta mempunyai nilai *P-value* sebesar 0,943, dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* > yaitu 0,943 > 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menerima H_0 , yang berarti konstanta tidak signifikan dalam model.

b. Uji signifikansi parameter AR(1) yaitu $\phi_1 = -0,3986$

Hipotesis H_0 : Parameter AR tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter AR signifikan dalam model

Berdasarkan Tabel 4.12 dapat dilihat bahwa parameter AR(1) mempunyai nilai *P-value* sebesar 0,001, dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* < yaitu 0,001 < 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menolak H_0 , yang berarti parameter AR(1) signifikan dalam model.

c. Uji signifikansi parameter AR(2) yaitu $\phi_2 = -0,5174$

Hipotesis H_0 : Konstanta tidak signifikan dalam model

H_1 : Konstanta signifikan dalam model

Berdasarkan tabel 4.12 dapat dilihat bahwa parameter AR(2) mempunyai nilai *P-value* sebesar 0,000, dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* > yaitu 0,000 < 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menolak H_0 , yang berarti parameter AR(2) signifikan dalam model.

Berdasarkan hasil yang diperoleh pada tahap estimasi parameter maka parameter hasil estimasi yang signifikan dalam model dirumuskan kembali menjadi :

$$Y_t = \phi_0 + (2 + \phi_1 + \phi_2)Y_{t-1} - (1 + 2\phi_1 + 2\phi_2)Y_{t-2} + (\phi_1 + \phi_2)Y_{t-3} \quad (4.2)$$

$$Y_t = (2 - 0,3986 - 0,5174)Y_{t-1} - (1 - 2(0,3986) - 2(0,5174))Y_{t-2} \\ + (-0,3986 - 0,5174)Y_{t-3}$$

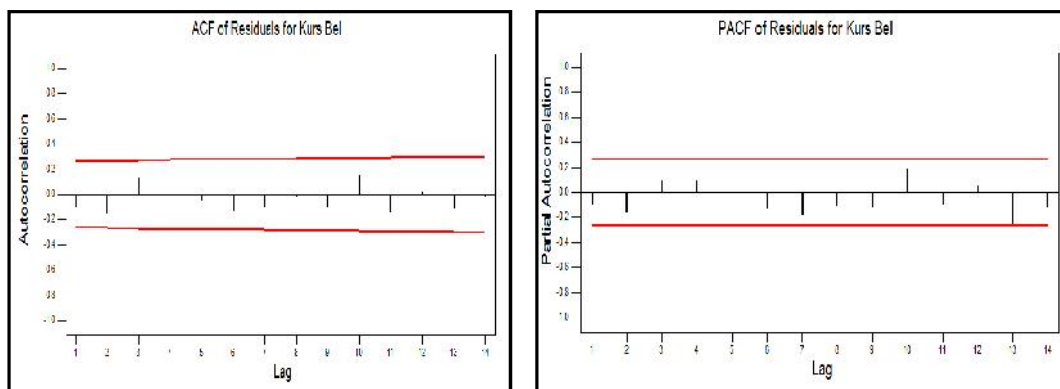
3. Verifikasi Model

Langkah verifikasi model yaitu melihat apakah model yang dihasilkan sudah layak digunakan untuk peramalan atau belum, dengan melihat *residual* yang dihasilkan model. Penulis menggunakan dua uji yaitu uji independensi dan kenormalan *residual*.

1. Model ARIMA(0,2,2)

a. Uji Independensi *Residual*

Uji ini dilakukan untuk mendeteksi independensi *residual* antar lag. Model layak digunakan jika *residual* tidak berkorelasi (independen) dan mengikuti proses random. Uji independensi *residual* dilakukan dengan melihat pasangan ACF dan PACF *residual* yang dihasilkan model. Grafik ACF dan PACF *residual* model ARIMA(0,1,1) terlihat pada Gambar 4.8 dibawah ini yaitu:



Gambar 4.8 ACF dan PACF *Residual* Model ARIMA(0,2,2)

Grafik ACF dan PACF pada Gambar 4.8 menunjukkan bahwa tidak terdapat lag yang memotong garis batas atas dan batas bawah nilai korelasi *residual*, sehingga dapat disimpulkan bahwa *residual* yang dihasilkan model tidak berkorelasi (independen).

Kerandoman *residual* juga dapat diketahui dengan membandingkan nilai *P-value* pada *output* proses *Ljung Box Pierce* dengan selang kepercayaan yang digunakan yaitu 0,05. Adapun hipotesis dalam uji ini adalah :

H_0 : *Residual* model mengikuti proses random

H_1 : *Residual* model tidak mengikuti proses random

Kriteria penerimaan H_0 yaitu jika $P\text{-value} > 0,05$. Berikut merupakan *output* proses *Ljung Box Pierce* model ARIMA(0,2,2):

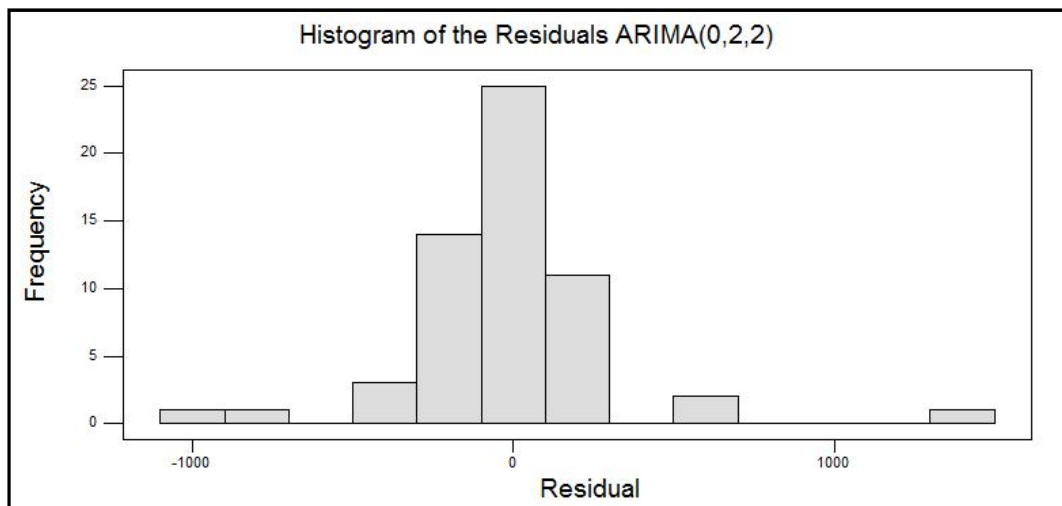
Tabel 4.13 Output Proses *Ljung Box Pierce*

Lag	10	20	30	40
P- value	0,186	0,234	0,741	0,975

Nilai $P\text{-Value}$ setiap lag pada *output Ljung Box Pierce* pada Tabel 4.13 menunjukkan nilai yang lebih besar dari pada level toleransi 0,05, maka dapat ditarik kesimpulan untuk menerima H_0 yang berarti *residual* model mengikuti proses random.

b. Uji Kenormalan *Residual*

Kenormalan *residual* dapat dilihat pada histogram *residual* yang dihasilkan model. Jika histogram *residual* yang dihasilkan model telah mengikuti pola kurva normal, maka model telah memenuhi asumsi kenormalan. Dibawah ini akan disajikan histogram *residual output* dari *software* Minitab untuk model ARIMA(0,2,2) pada Gambar 4.9:



Gambar 4.9 Histogram *Residual* yang Dihasilkan Model ARIMA(0,2,2)

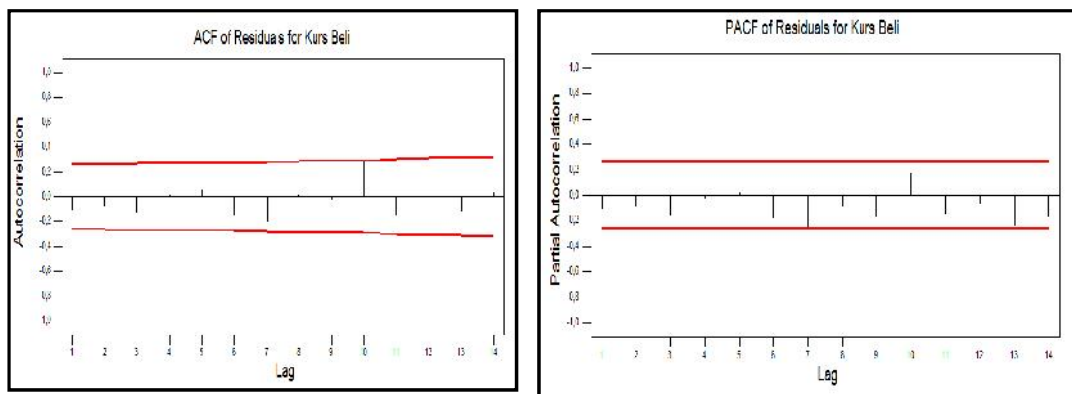
Gambar 4.9 menunjukkan histogram *residual* yang dihasilkan model telah mengikuti pola kurva normal. Sehingga asumsi kenormalan terpenuhi.

Berdasarkan uji yang dilakukan pada verifikasi model, diperoleh bahwa model sementara ARIMA(0,2,2) layak digunakan untuk tahap peramalan.

2. Model ARIMA(2,2,0)

a. Uji Independensi *Residual*

Uji ini dilakukan untuk mendeteksi independensi *residual* antar lag. Model layak digunakan jika *residual* tidak berkorelasi (independen) dan mengikuti proses random. Uji independensi *residual* dilakukan dengan melihat pasangan ACF dan PACF *residual* yang dihasilkan model. Grafik ACF dan PACF *residual* model ARIMA(2,2,0) terlihat pada Gambar 4.10 dibawah ini yaitu:



Gambar 4.10 ACF dan PACF *Residual* Model ARIMA(2,2,0)

Grafik ACF dan PACF pada Gambar 4.10 menunjukkan bahwa tidak terdapat lag yang memotong garis batas atas dan batas bawah nilai korelasi *residual*, sehingga dapat disimpulkan bahwa *residual* yang dihasilkan model tidak berkorelasi (independen).

Kerandoman *residual* juga dapat diketahui dengan membandingkan nilai *P-value* pada *output* proses *Ljung Box Pierce* dengan selang kepercayaan yang digunakan yaitu 0,05. Adapun hipotesis dalam uji ini adalah :

H_0 : *Residual* model mengikuti proses random

H_1 : *Residual* model tidak mengikuti proses random

Kriteria penerimaan H_0 yaitu jika *P-value* > 0,05. Berikut merupakan *output* proses *Ljung Box Pierce* model ARIMA(2,2,0):

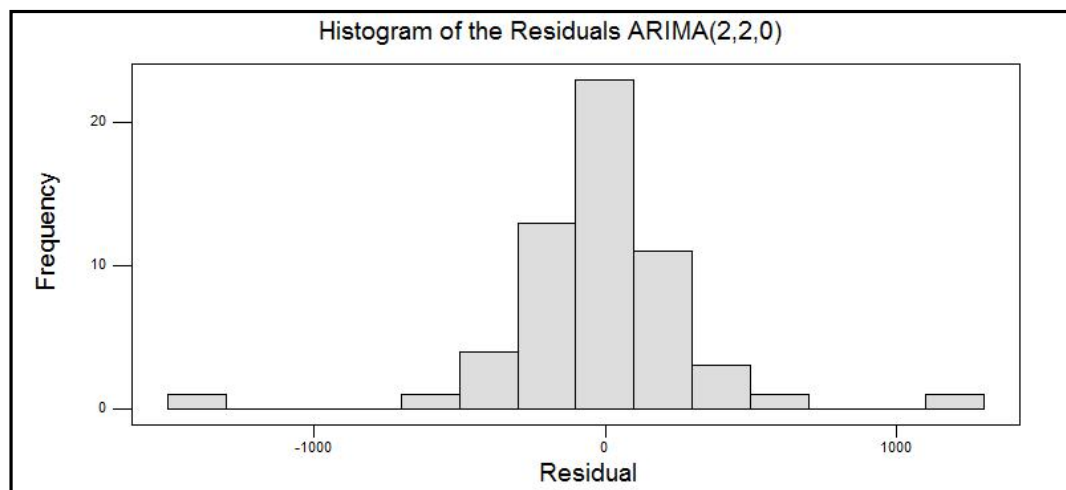
Tabel 4.14 Output Proses Ljung Box Pierce

Lag	10	20	30	40
P- value	0,169	0,228	0,739	0,975

Nilai *P-Value* setiap lag pada *output Ljung Box Pierce* pada Tabel 4.14 menunjukkan nilai yang lebih besar dari pada level toleransi 0,05, maka dapat ditarik kesimpulan untuk menerima H_0 yang berarti *residual* model mengikuti proses random.

b. Uji Kenormalan Residual

Kenormalan residual dapat dilihat pada histogram *residual* yang dihasilkan model. Jika histogram *residual* yang dihasilkan model telah mengikuti pola kurva normal, maka model telah memenuhi asumsi kenormalan. Dibawah ini akan disajikan histogram *residual output* dari *software* Minitab untuk model ARIMA(2,2,0) pada Gambar 4.11:



Gambar 4.11 Histogram Residual yang Dihasilkan Model ARIMA(2,2,0)

Gambar 4.11 menunjukkan histogram *residual* yang dihasilkan model telah mengikuti pola kurva normal. Sehingga asumsi kenormalan terpenuhi. Berdasarkan uji yang dilakukan pada verifikasi model, diperoleh bahwa model sementara ARIMA(2,2,0) layak digunakan untuk tahap peramalan.

Kedua model ARIMA(2,2,0) dan ARIMA(0,2,2) layak digunakan untuk peralan berdasarkan tahap verifikasi model, sehingga untuk memperoleh model

yang terbaik akan dipilih berdasarkan nilai AIC dan SIC. Berikut merupakan tabel nilai AIC dan SIC model ARIMA(0,2,2) dan ARIMA(2,2,0):

Tabel 4.15 Nilai AIC dan SIC Model ARIMA(0,2,2) dan ARIMA(2,2,0)

Model	Nilai AIC	Nilai SIC
ARIMA(0,2,2)	14,07944	14,18601
ARIMA(2,2,0)	14,57481	14,68331

Berdasarkan nilai AIC dan SIC maka diperoleh model terbaik yaitu model ARIMA(0,2,2) yang memiliki nilai AIC dan SIC terkecil yaitu 14,07944 dan 14,18601.

4. Peramalan

Setelah model yang layak diperoleh, selanjutnya menggunakan model untuk peramalan data *training*, dalam penerapan model ini hanya akan dilakukan peramalan untuk data *training* saja, karena residual dari data *training* yang diperoleh akan diuji *homocedasticity residual*. Peramalan dengan menggunakan model ARIMA(0,2,2) Persamaan 4.1 untuk data *training* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 Y_t &= \theta_0 + 2Y_{t-1} - Y_{t-2} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} \\
 Y_3 &= 2Y_{3-1} - Y_{3-2} + a_3 - 0,5642a_{3-1} - 0,4107a_{3-2} \\
 Y_3 &= 2Y_2 - Y_1 + a_3 - 0,5642a_2 - 0,4107a_1 \\
 &= 9064,5 \\
 &\vdots \\
 Y_{60} &= 2Y_{60-1} - Y_{60-2} + a_{60} - 0,5642a_{60-1} - 0,4107a_{60-2} \\
 Y_{60} &= 2Y_{59} - Y_{58} + a_{60} - 0,5642a_{59} - 0,4107a_{58} \\
 &= 9016,4
 \end{aligned}$$

Selanjutnya untuk nilai ramalan yang lebih jelas dapat dilihat pada lampiran C. Berdasarkan hasil data *training*, maka diperoleh *residual* peramalan untuk model ARIMA (0,2,2) yang disajikan pada Lampiran C.

Berdasarkan hasil *residual* yang diperoleh pada Lampiran C, secara kasat mata *residual* tidak konstan atau terdapat *heteroscedasticity*. Menentukan

heteroscedasticity residual juga dapat dilakukan dengan menggunakan uji ARCH-LM.

Model ARIMA(0,2,2) yang telah diperoleh dapat dilakukan suatu uji untuk memeriksa apakah terdapat *heteroscedasticity* pada *residual* model tersebut. Jika terdapat *heteroscedasticity* dalam *residual*, maka model ARIMA(0,2,2) yang diperoleh kurang baik dilakukan untuk peramalan, model yang lebih tepat digunakan untuk peramalan adalah model ARCH/GARCH.

Tahap 2. Uji ARCH-LM

Uji ARCH-LM adalah suatu uji yang digunakan untuk mendeteksi apakah terdapat atau tidak unsur *heteroscedasticity* pada *residual* suatu data. Pendeteksian data menggunakan uji ARCH-LM didasarkan pada *residual* model yang telah kita peroleh pada model ARIMA(0,2,2).

Uji ARCH-LM dilakukan dengan melihat nilai *P-value* pada statistik-F dan nilai χ^2 hitung pada derajat kepercayaan tertentu (α). Adapun hipotesis uji ARCH-LM sebagai berikut :

H_0 : Varians *residual* konstan (tidak terdapat unsur *heteroscedasticity*)

H_1 : Varians *residual* tidak konstan (terdapat unsur *heteroscedasticity*)

Jika $P\text{-value} < \alpha$ maka tolak H_0 , yang berarti varians *residual* tidak konstan atau terdapat unsur *heteroscedasticity*.

Berdasarkan hasil ARIMA(0,2,2) akan dilakukan uji ARCH-LM berdasarkan *residual* yang diperoleh. Dengan menggunakan bantuan *Software* Eviews diperoleh hasil sebagai berikut :

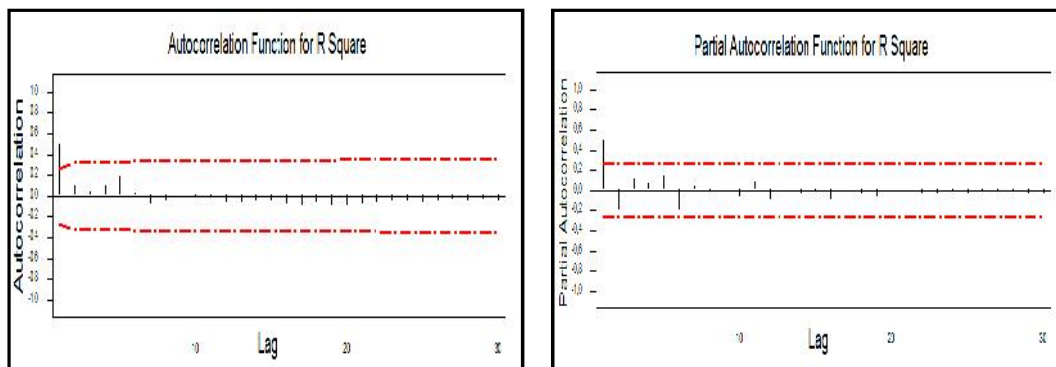
Tabel 4.16 Hasil Nilai Uji ARCH -LM

Tes ARCH		<i>P-value</i>
Statistik - F	12,37106	0,000882
χ^2 hitung	10,46667	0,001215

Berdasarkan *output* yang dihasilkan pada Tabel 4.9 dapat dilihat bahwa *P-value* pada statistik-F dan χ^2 hitung lebih kecil dari 0,05. Dengan demikian secara

statistik menolak H_0 , yang berarti varians *residual* tidak konstan atau model mengandung unsur *heteroscedasticity*. Setelah dilakukan uji ARCH-LM dan secara statistik terbukti bahwa data kurs beli Bank Indonesia mengandung unsur *heteroscedasticity*, maka dapat dilakukan pemodelan menggunakan ARCH/GARCH.

Adanya unsur ARCH/GARCH juga dapat dilihat berdasarkan plot ACF dan PACF *residual* kuadratnya. Berikut Gambar 4.12 merupakan pola ACF dan PACF *residual* kuadrat yang dihasil model ARIMA(0,2,2) :



Gambar 4.12 ACF dan PACF *Residual* Kudrat Model ARIMA(0,2,2)

Grafik ACF dan PACF pada Gambar 4.12 menunjukkan bahwa terdapat lag yang memotong garis batas atas dan batas bawah nilai korelasi *residual* kudratnya, sehingga dapat disimpulkan bahwa *residual* kuadrat yang dihasilkan model berkorelasi (dependen). Hal ini lebih meyakinkan bahwa data kurs beli Bank Indonesia mengandung unsur *heteroscedasticity*, sehingga model yang lebih sesuai digunakan adalah model ARCH/GARCH.

Tahap 3. Pembentukan Model Menggunakan ARCH/GARCH

Pembentukan model menggunakan ARCH/GARCH terdiri dari 4 langkah, yaitu identifikasi model, estimasi parameter model, verifikasi model dan selanjutnya tahap peramalan menggunakan model ARCH/GARCH untuk waktu yang akan datang.

1. Identifikasi Model ARCH/GARCH

Identifikasi model ARCH/GARCH adalah menentukan model yang sesuai berdasarkan data yang telah di uji *heteroscedasticity*. Pemeriksaan terhadap *residual* dengan menggunakan uji ARCH-LM juga dapat menentukan model yang akan digunakan. Jika pemeriksaan residual dilakukan dari lag 1 sampai lag 12 masih terdapat unsur ARCH atau masih mengandung unsur *heteroscedasticity*, maka model ARCH lebih cocok digunakan untuk peramalan, tetapi jika pemeriksaan *residual* dilakukan hingga lebih dari lag 12 masih mengandung unsur ARCH, maka model GARCH lebih cocok digunakan untuk peramalan dibandingkan dengan model ARCH.

Model yang tepat untuk data kurs beli adalah model ARCH, karena setelah dilakukan pengujian pada ARCH-LM menggunakan *software* Eviews menunjukkan hasil yang tidak signifikan lagi pada lag 12. Menentukan ordo ARCH dapat dilakukan dengan melihat pola ACF dan PACF *residual* kudrat yang dihasilkan model ARIMA(0,2,2). Pola ACF dan PACF telah ditampilkan pada Gambar 4.12, sehingga model yang tepat untuk data kurs beli Bank Indonesia adalah ARCH(1). Secara matematis Model untuk ARCH(1) adalah sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (4.3)$$

2. Estimasi Parameter

Setelah model sementara diperoleh, tahap selanjutnya yaitu mengestimasi parameter dalam model. Estimasi parameter dilakukan dengan metode *maximum likelihood*. Tetapi karena data yang digunakan dalam jumlah yang banyak, maka untuk mempermudah digunakan bantuan *software* Eviews sehingga diperoleh *output* sebagai berikut:

Tabel 4.17 Estimasi Parameter Model ARCH (1)

Parameter	Koefisien	P-value
α_1	19774,83	0,0077
α_0	0,926441	0,0000

Tabel 4.17 menunjukkan hasil estimasi parameter pada model ARCH(1), Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter dalam model yaitu dengan menggunakan nilai P -value dan $\alpha = 0,05$.

a. Uji signifikansi konstanta yaitu $\alpha_0 = 19774,83$

Hipotesis H_0 : Konstanta tidak signifikan dalam model

H_1 : Konstanta signifikan dalam model

Berdasarkan Tabel 4.17 Konstanta mempunyai nilai P -value sebesar 0,0077 dengan level toleransi 0,05 berarti P -value < yaitu $0,0077 < 0,05$. Sehingga dapat disimpulkan untuk menolak H_0 , yang berarti konstanta signifikan dalam model.

b. Uji signifikansi parameter yaitu $\alpha_1 = 0,926441$

Hipotesis : H_0 : Konstanta tidak signifikan dalam model

H_1 : Konstanta signifikan dalam model

Berdasarkan Tabel 4.17 parameter mempunyai nilai P -value sebesar 0,0000 dengan level toleransi 0,05 berarti P -value < yaitu $0,0000 < 0,05$. Sehingga dapat disimpulkan untuk menolak H_0 , yang berarti konstanta signifikan dalam model. Sehingga model yang diperoleh adalah :

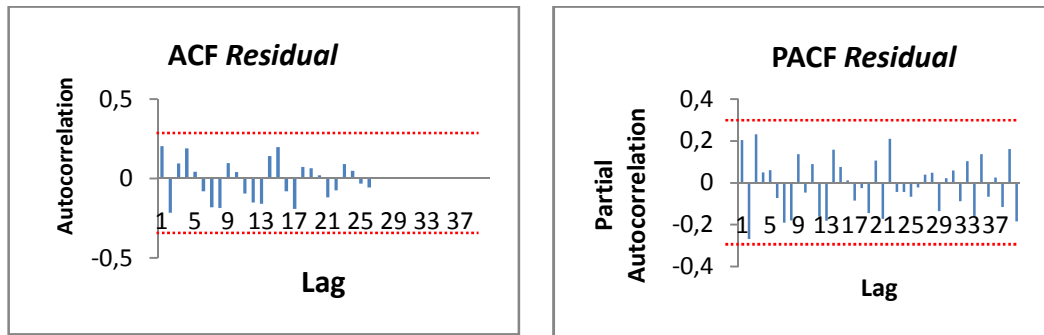
$$\sigma_t^2 = 19774,83 + 0,926441\varepsilon_{t-1}^2 \quad (4.4)$$

3. Verifikasi Model

Langkah verifikasi model yaitu melihat apakah model yang dihasilkan sudah layak digunakan untuk peramalan atau belum, dengan melihat *residual* yang dihasilkan model. Penulis menggunakan dua uji yaitu uji independensi dan kenormalan *residual*.

a. Uji Independensi *Residual*

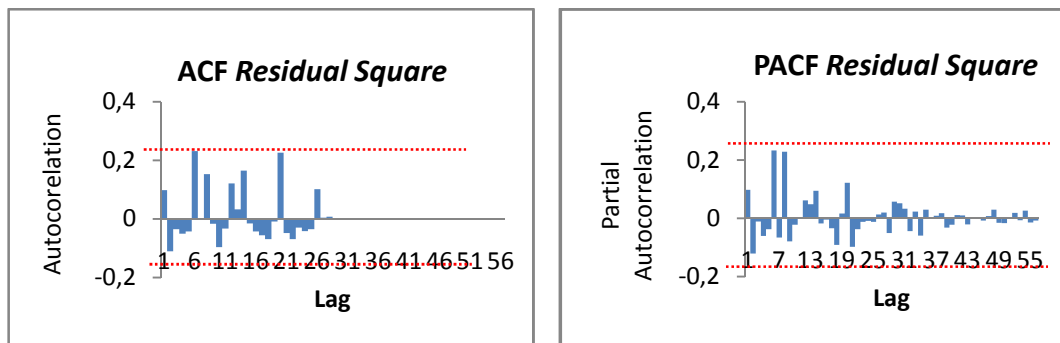
Uji ini dilakukan untuk mendeteksi independensi *residual* antar lag. Model layak digunakan jika *residual* tidak berkorelasi (independen) dan mengikuti proses random. Uji independensi *residual* dilakukan dengan melihat pasangan ACF dan PACF *residual* yang dihasilkan model. Grafik ACF dan PACF *residual* model ARCH(1) terlihat pada Gambar 4.13 dibawah ini yaitu:



Gambar 4.13 Plot ACF dan PACF *Residual* Model ARCH(1)

Plot ACF dan PACF pada Gambar 4.13 menunjukkan bahwa tidak terdapat lag yang memotong garis batas atas dan batas bawah nilai korelasi *residual*, sehingga dapat disimpulkan bahwa *residual* yang dihasilkan model tidak berkorelasi (independen).

Uji indenpendensi juga akan dilakukan untuk *residual* kudratnya, agar lebih meyakinkan bahwa tidak ada lagi unsur ARCH pada model, sehingga model yang diperoleh layak digunakan untuk proses peramalan. Berikut adalah Gambar 4.14 yang merupakan plot ACF dan PACF *residual* kuadrat yang dihasilkan model :



Gambar 4.14 Plot ACF dan PACF *Residual Square* Model ARCH(1)

Plot ACF dan PACF pada Gambar 4.14 menunjukkan bahwa tidak terdapat lag yang memotong garis batas atas dan batas bawah nilai korelasi *residual*, sehingga dapat disimpulkan bahwa *residual* kuadrat yang dihasilkan model sudah tidak berkorelasi (independen).

Kerandoman *residual* juga dapat diketahui dengan membandingkan nilai *P-value* pada *output* proses *Ljung Box Pierce* dengan α yang digunakan yaitu 0,05. Adapun hipotesis dalam uji ini adalah :

H_0 : *Residual* model mengikuti proses random

H_1 : *Residual* model tidak mengikuti proses random

Kriteria penerimaan H_0 yaitu jika *P-value* > 0,05. Berikut merupakan *output* proses *Ljung Box Pierce* model ARCH(1):

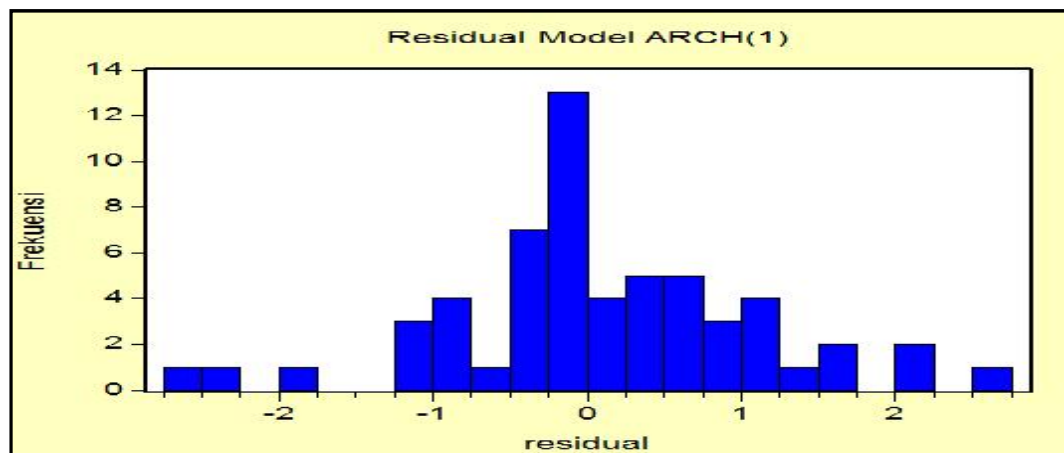
Tabel 4.18 Output Proses *Ljung Box Pierce*

Lag	10	20	30	40
P value	0,417	0,300	0,740	0,975

Nilai *P-Value* setiap lag pada *output Ljung Box Pierce* pada Tabel 4.18 menunjukkan nilai yang lebih besar dari pada level toleransi 0,05, maka dapat ditarik kesimpulan untuk menerima H_0 yang berarti *residual* model mengikuti proses random

b. Uji Kenormalan Residual

Kenormalan residual dapat dilihat pada histogram *residual* yang dihasilkan model. Jika histogram *residual* yang dihasilkan model telah mengikuti pola kurva normal, maka model telah memenuhi asumsi kenormalan. Dibawah ini akan disajikan pada Gambar 4.15 histogram *residual output* dari *software* Eviews untuk model ARCH(1) yaitu:



Gambar 4.15 Histogram *Residual* yang Dihasilkan Model ARCH(1)

Gambar 4.15 menunjukkan histogram *residual* yang dihasilkan model telah mengikuti pola kurva normal, sehingga asumsi kenormalan terpenuhi. Berdasarkan uji yang dilakukan pada verifikasi model, diperoleh kesimpulan bahwa model ARCH(1) layak digunakan untuk tahap peramalan.

4. Penerapan Model untuk Peramalan

Setelah model dinyatakan layak digunakan pada tahap verifikasi, maka model dapat digunakan untuk peramalan. Selanjutnya model ARIMA(0,2,2) digunakan untuk peramalan, yaitu peramalan *residual training*, *residual testing* dan *residual* peramalan untuk masa yang akan datang.

a. *Residual Training*

Residual training yaitu *residual* yang digunakan untuk membentuk model peramalan. Penulis menggunakan *Residual training* sebanyak 53 data *residual* yaitu data *residual* dari Januari 2007 sampai Mei 2011. Peramalan *residual* menggunakan model ARCH(1) dengan Persamaan 4.4 untuk *residual training* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\varepsilon_4^2 &= 19774,83 + 0,926441 \varepsilon_{4-1}^2 \\ &= 19774,83 + 0,926441 \varepsilon_3^2 \\ \varepsilon_4 &= 149,728 \\ &\vdots \\ \varepsilon_{53}^2 &= 19774,84 + 0,926441 \varepsilon_{53-1}^2 \\ &= 19774,84 + 0,926441 \varepsilon_{52}^2 \\ \varepsilon_{53} &= 154,866\end{aligned}$$

selanjutnya untuk nilai *residual training* yang lainnya dapat dilihat dalam Lampiran D beserta nilai ramalannya.

b. *Residual Testing*

Residual testing digunakan untuk melihat keakuratan hasil peramalan tanpa menggunakan data *residual* aktual. Penulis menggunakan *Residual testing* sebanyak 7 data *residual* yaitu dari Juni Tahun 2011 sampai dengan Desember

Tahun 2011. Peramalan *residual* dengan menggunakan model ARCH(1) Persamaan 4.4 untuk *residual testing* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \varepsilon_{54}^2 &= 19774,83 + 0,926441 \varepsilon_{54-1}^2 \\
 &= 19774,83 + 0,926441 \varepsilon_{53}^2 \\
 &= 204,924 \\
 &\vdots \\
 \varepsilon_{60}^2 &= 19774,83 + 0,962441 \varepsilon_{60-1}^2 \\
 &= 19774,83 + 0,926441 \varepsilon_{59}^2 \\
 &= 354,128
 \end{aligned}$$

Berikut diberikan Tabel 4.19 yang merupakan hasil *testing* data kurs beli Bank Indonesia selama 7 bulan dengan menggunakan *residual testing*, yaitu dari Tahun 2 Juni 2011 sampai dengan Desember Tahun 2011, yaitu :

Tabel 4.19 Data Aktual dan Peramalan *Testing* Data Kurs Beli

No	Tanggal	Data aktual	Ramalan
1	Juni 2011	8521,000	8725,925
2	Juli 2011	8490,286	8732,525
3	Agustus 2011	8488,444	8760,728
4	September 2011	8721,550	9018,971
5	Oktober 2011	8850,810	9169,757
6	November 2011	8970,136	9307,804
7	Desember 2011	9043,190	9397,319

c. Peramalan

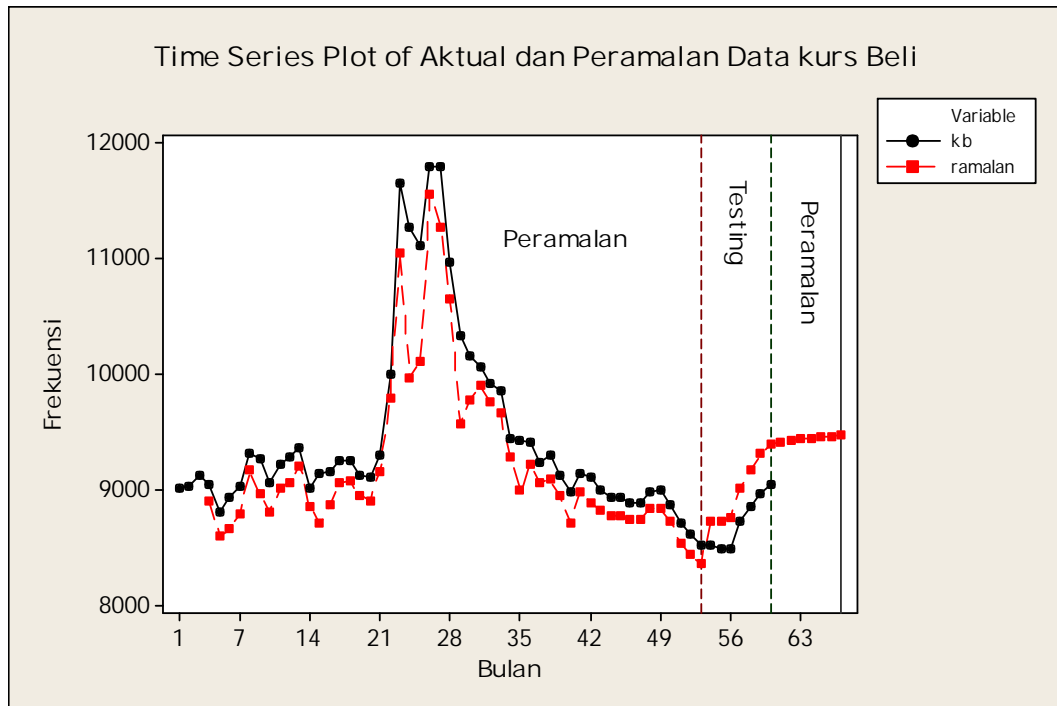
Langkah terakhir yang dilakukan adalah meramalkan data kurs beli pada kurs transaksi Bank Indonesia terhadap mata uang dollar Amerika dengan menggunakan peramalan *residual*. Selanjutnya akan dilakukan peramalan data kurs beli Bank Indonesia untuk 7 bulan yang akan datang yaitu Januari 2012 sampai Juli 2012. Untuk hasil peramalan akan disajikan dalam Tabel 4.20 berikut:

Tabel 4.20 Data Hasil Peramalan Kurs Beli

No	Tanggal	Ramalan
1	Januari 2012	9411,914
2	Februari 2012	9424,938
3	Maret 2012	9436,619

4	April 2012	9447,140
5	Mei 2012	9456,648
6	Juni 2012	9465,265
7	Juli 2012	9473,094

Hasil peramalan untuk data *training*, data *testing* dan peramalan data kurs beli Bank Indonesia terhadap dollar Amerika untuk 7 bulan yang akan datang disajikan dalam Gambar 4.16 berikut:



Gambar 4.16 Grafik Data Kurs Beli, Data *Training* dan Peramalan

Dari Gambar 4.16 dapat disimpulkan bahwa peramalan data *testing* dan data *training* mendekati data aktual, sedangkan untuk hasil peramalan 7 bulan yang akan datang pada data kurs beli Bank Indonesia terhadap mata uang dollar Amerika mengalami peningkatan dari bulan ke bulan.

Tahap 4. Menentukan Ketepatan Model

Nilai MAPE digunakan untuk menentukan ketepatan peramalan model dengan data atau dengan kata lain berapa persen rata-rata *error* yang terjadi pada model yang diperoleh untuk melakukan peramalan. Nilai MAPE ditentukan menggunakan Persamaan 4.52. Nilai MAPE untuk model ARCH(1) pada data

kurs beli Bank Indonesia adalah sebesar 2,25%. Hal ini berarti sebesar 2,25% rata-rata *error* yang terjadi untuk data kurs beli Bank Indonesia yang dihasilkan model ARCH(1).

4.3 Pembentukan Model Peramalan Data kurs Jual Bank Indonesia

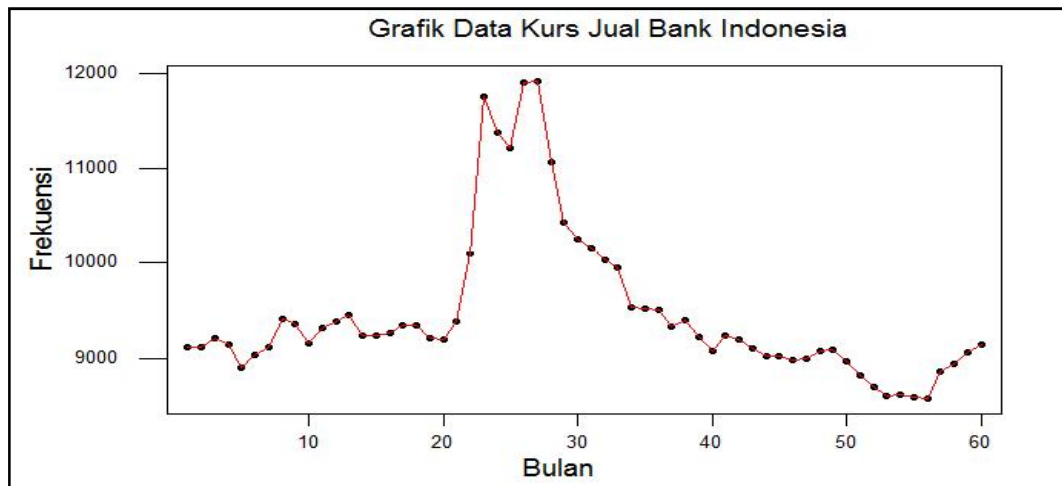
Pada pembentukan model peramalan data kurs beli Bank Indonesia ini akan dilakukan dengan menggunakan model ARCH/GARCH. Data yang digunakan untuk pembentukan model tersebut sebanyak 60 data yaitu data bulanan selama 5 tahun dari bulan Januari Tahun 2007 sampai Desember Tahun 2011. Data kurs transaksi Bank Indonesia disajikan pada Lampiran A dan Gambar 4.1. Adapun tahapan pembentukan model adalah sebagai berikut :

Tahap 1. Pembentukan Model Menggunakan Metode Box-Jenkins

Tahapan dalam pembentukan model menggunakan metode Box-Jenkins terdiri dari 4 langkah, yaitu: Identifikasi model, estimasi parameter, verifikasi model, dan peramalan. Dibawah ini adalah langkah-langkah dalam pembentukan model menggunakan metode Box-Jenkins, yaitu :

1. Identifikasi Model

Identifikasi model adalah melihat kestasioneran data dan mencari model sementara yang sesuai dengan membuat plot data aktual, uji *unit root* serta grafik autokorelasi dan grafik autokorelasi parsial. Berikut merupakan grafik data aktual kurs jual Bank Indonesia terhadap mata uang dollar Amerika sebanyak 60 data terhitung dari bulan Januari Tahun 2007 sampai bulan Desember Tahun 2011 pada Gambar 4.17:



Gambar 4.17 Grafik Data Aktual Kurs Jual Bank Indonesia

Berdasarkan Gambar 4.17 dapat dilihat secara visual (kasat mata) bahwa data kurs jual Bank Indonesia tidak stasioner. Pengujian data stasioner atau tidak stasioner juga dapat dilakukan dengan menggunakan uji unit *root* agar lebih meyakinkan bahwa data kurs jual tidak stasioner. Uji unit *root* yang digunakan terdiri dari tiga uji yaitu uji unit *root Augmented Dickey-Fuller* (ADF), uji unit *root Phillips-Perron* (PP) dan uji unit *root Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin* (KPSS). Berikut adalah hasil uji unit *root* dengan nilai $\alpha = 0,05$ menggunakan *software* Eviews, yaitu :

a. Uji unit *root Augmented Dickey-Fuller* (ADF)

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs jual Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data kurs jual Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

Tabel 4.21 berikut ini merupakan tabel anggaran nilai uji ADF menggunakan *software* Eviews, yaitu :

Tabel 4.21 Anggaran Nilai Uji ADF dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik- t
<i>Augmented Dickey-Fuller</i> (ADF)		-1,983593
Nilai Kritik Mackinnon	1%	-3, 548208
	5%	-2,912631
	10%	-2,594027

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.21 dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik- *t* terhadap uji ADF < nilai mutlak statistik- *t* pada nilai kritik Mackinnon untuk level 0,05 yaitu $1,983593 < 2,912631$. Jadi dapat disimpulkan untuk menerima H_0 yang berarti data kurs jual Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner).

b. Uji unit *root Phillips-Perron* (PP)

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs jual Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data kurs jual Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

Tabel 4.22 berikut ini merupakan tabel anggaran nilai uji PP menggunakan *software* Eviews, yaitu :

Tabel 4.22 Anggaran Nilai Uji PP dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik- $\frac{\hat{\epsilon}}{\sigma_{\hat{\epsilon}}}$
<i>Phillips-Perron</i> (PP)		-1,778308
Nilai Kritik Mackinnon	1%	-3,546099
	5%	-2,911730
	10%	-2,593551

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.22 dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik- *t* terhadap uji PP < nilai mutlak statistik- *t* pada nilai kritik Mackinnon untuk level 0,05 yaitu $1,778308 < 2,911730$. Jadi dapat disimpulkan untuk menerima H_0 yang berarti data kurs jual Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner).

c. Uji unit *root Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin* (KPSS)

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs jual Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner).

H_1 : Data kurs jual Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner).

Tabel 4.23 berikut ini merupakan tabel anggaran nilai uji KPSS menggunakan *software* Eviews, yaitu :

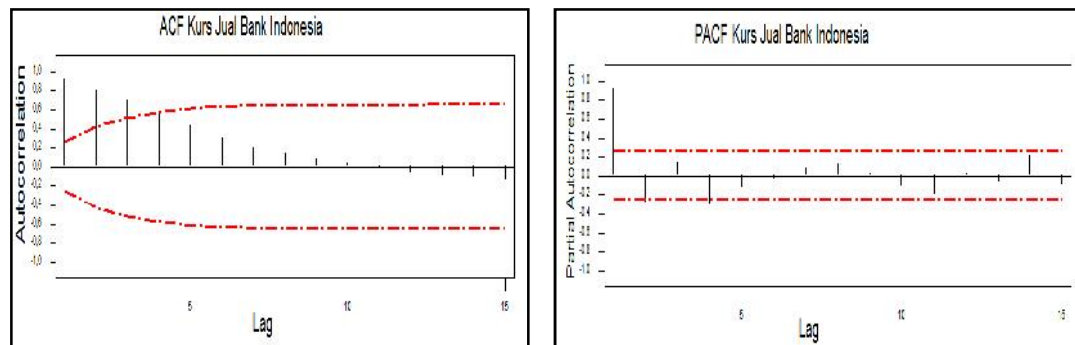
Tabel 4.23 Anggaran Nilai Uji KPSS dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik – $\frac{m}{n}$
<i>Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS)</i>		0, 224577
Nilai Kritik Mackinnon	1%	0.739000
	5%	0.463000
	10%	0.347000

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.23, dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik- t pada uji KPSS < nilai mutlak statistik- t pada nilai kritik Mackinnon untuk level 0,05 yaitu $224577 < 463000$, sehingga terima H_0 yang berarti data kurs jual Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner).

Dari hasil yang diperoleh melalui uji unit *root*, terdapat dua uji yang menyatakan bahwa data tidak stasioner yaitu uji ADF dan uji PP, sedangkan uji KPSS menyatakan bahwa data sudah stasioner, maka dapat disimpulkan bahwa data cenderung tidak stasioner.

Kestasioneran data juga dapat dilihat berdasarkan plot ACF dan PACF. Berikut merupakan plot ACF dan PACF data kurs jual Bank Indonesia pada Gambar 4.18:

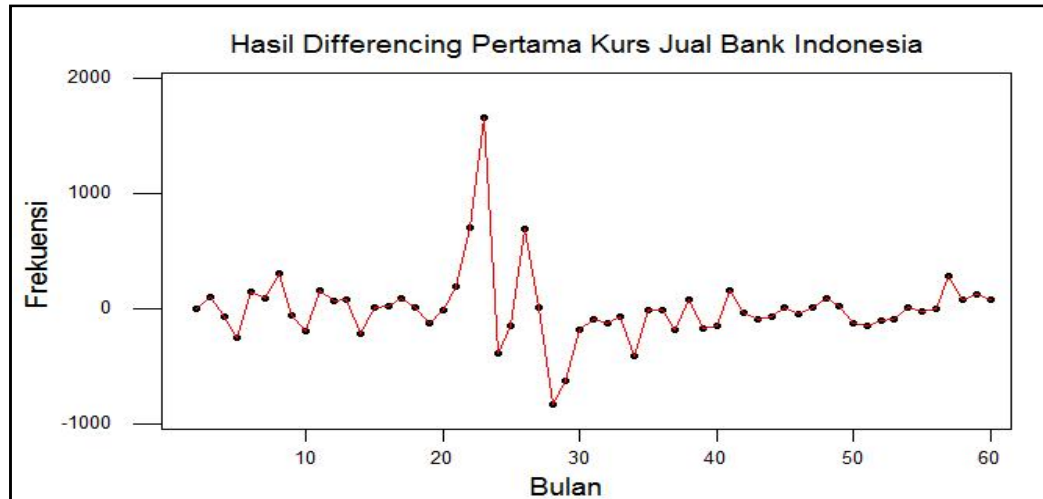


Gambar 4.18 Plot ACF dan PACF Data Kurs Jual Bank Indonesia

Plot ACF dan PACF pada Gambar 4.18 menunjukkan bahwa data tidak stasioner karena lag-lag pada fungsi autokorelasi tidak turun secara drastis, sehingga dapat disimpulkan bahwa data kurs jual Bank Indonesia tidak stasioner.

Data yang tidak stasioner dapat distasionerkan dengan melakukan *differencing* data dan kemudian dilakukan kembali uji kestasioneran terhadap data

yang telah melalui proses *differencing*. Data hasil *differencing* disajikan dalam lampiran E. Berikut adalah grafik data kurs jual Bank Indonesia yang telah melalui proses *differencing* tingkat pertama pada Gambar 4.19 :



Gambar 4.19 Grafik Hasil *Differencing* Pertama Kurs Jual Bank Indonesia

Berdasarkan Gambar 4.19 dapat dilihat secara visual (kasat mata) bahwa data kurs jual Bank Indonesia telah stasioner, kestasioneran data kurs jual setelah *differencing* pertama dapat dilihat dari setiap data pada kurs jual yaitu rata-rata dan variansnya konstan sepanjang waktu. Menunjukkan kestasioneran data kurs jual Bank Indonesia juga dapat dilakukan dengan menggunakan uji unit *root* seperti pada uji sebelumnya, yaitu uji ADF, uji PP dan uji KPSS. Berikut adalah hasil uji unit *root* data kurs jual Bank Indonesia pada *differencing* pertama dengan nilai $\alpha = 0,05$ menggunakan *software* Eviews yaitu :

a. Uji unit *root* *Augmented Dickey-Fuller* (ADF)

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs jual Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner).

H_1 : Data kurs jual Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner).

Tabel 4.24 berikut ini merupakan tabel anggaran nilai uji ADF menggunakan *software* Eviews, yaitu :

Tabel 4.24 Anggaran Nilai Uji ADF dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik- t
<i>Augmented Dickey-Fuller</i> (ADF)		-5,951712
Nilai Kritik Mackinnon	1%	-3,548208
	5%	-2,912631
	10%	-2,594027

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.24 dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik- t terhadap uji ADF > nilai mutlak statistik- t pada nilai kritik Mackinnon untuk level 0,05 yaitu $5,951712 > 2,912631$. Jadi dapat disimpulkan untuk menolak H_0 yang berarti data kurs jual Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner).

b. Uji unit *root Phillips-Perron* (PP)

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs jual Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data kurs jual Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

Tabel 4.25 berikut ini merupakan tabel anggaran nilai uji PP menggunakan *software* Eviews, yaitu:

Tabel 4.25 Anggaran Nilai Uji PP dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik- t
<i>Phillips-Perron</i> (PP)		-5,860562
Nilai Kritik Mackinnon	1%	-4,124265
	5%	-3,489228
	10%	-3,173114

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.25 dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik- t pada uji PP > nilai mutlak statistik- t pada nilai kritik Mackinnon untuk level 0,05 yaitu $5,860562 > 3,489228$. Jadi dapat disimpulkan untuk menolak H_0 yang berarti data kurs jual Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner).

c. Uji unit *root* *Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin* (KPSS)

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs jual Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

H_1 : Data kurs jual Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

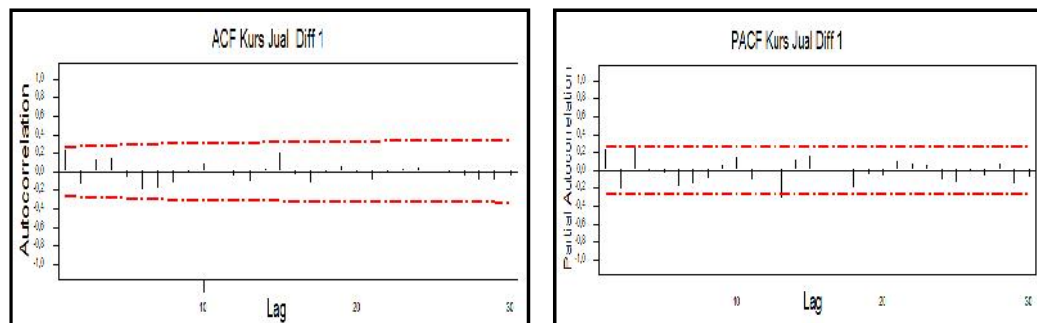
Dibawah ini Tabel 4.26 yang merupakan anggaran nilai uji KPSS menggunakan *software* Eviews, yaitu :

Tabel 4.26 Anggaran Nilai uji KPSS dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik – t
<i>Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin</i> (KPSS)		0,073394
Nilai Kritik Mackinnon	1%	0,216000
	5%	0,146000
	10%	0,119000

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.26 dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik-*t* pada uji KPSS < nilai mutlak statistik- *t* pada nilai kritik Mackinnon untuk level 0,05 yaitu $0,73394 < 0,146000$ sehingga terima H_0 yang berarti data kurs jual Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner).

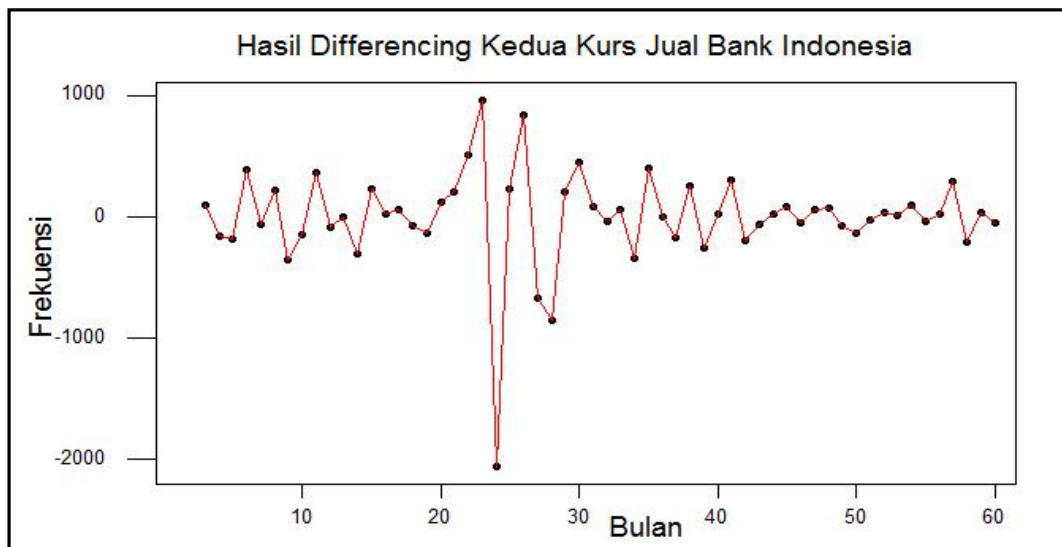
Dari hasil yang diperoleh melalui uji unit *root* dapat disimpulkan bahwa data telah stasioner untuk ketiga uji pada *differencing* tingkat pertama. Kestasioneran data juga dapat dilihat berdasarkan plot ACF dan PACF. Berikut merupakan plot ACF dan PACF data kurs jual Bank Indonesia pada *differencing* pertama *output* dari *software* Minitab pada Gambar 4.20:



Gambar 4.20 ACF dan PACF Data Kurs Jual *Differencing* Pertama

Plot pada Gambar 4.20 menunjukkan bahwa data tidak stasioner, karena tidak ada lag yang memotong dan turun secara drastis, sehingga perlu dilakukan kembali proses *differencing* untuk tingkat kedua.

Data hasil *differencing* kedua disajikan dalam Lampiran E. Berikut adalah grafik data kurs jual Bank Indonesia yang telah melalui proses *differencing* tingkat kedua pada Gambar 4.21 :



Gambar 4.21 Grafik Hasil Differencing Kedua Kurs Jual Bank Indonesia

Berdasarkan Gambar 4.21 dapat dilihat secara visual (kasat mata) bahwa data kurs jual Bank Indonesia telah stasioner, kestasioneran data kurs beli setelah *differencing* kedua dapat dilihat dari setiap data pada kurs beli tidak jauh dari data rata-ratanya pada setiap *index* bulanannya, walaupun terdapat satu data yang jauh menurun kebawah, sehingga untuk lebih meyakinkan bahwa data telah stasioner pada *differencing* kedua dapat dilakukan dengan menggunakan uji *unit root* seperti pada uji sebelumnya, yaitu uji ADF, uji PP dan uji KPSS. Berikut adalah hasil uji *unit root* data kurs jual Bank Indonesia pada *differencing* kedua dengan nilai $\alpha = 0,05$ menggunakan *software* Eviews yaitu :

a. Uji *unit root Augmented Dickey-Fuller* (ADF)

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs jual Bank Indonesia terdapat *unit root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data kurs jual Bank Indonesia tidak terdapat *unit root* (data stasioner)

Tabel 4.27 berikut ini merupakan tabel anggaran nilai uji ADF menggunakan *software* Eviews, yaitu :

Tabel 4.27 Anggaran Nilai Uji ADF dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik- t
<i>Augmented Dickey-Fuller</i> (ADF)		-10,25810
Nilai Kritik Mackinnon	1%	-4,130526
	5%	-3,492149
	10%	-3,174802

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.27, dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik- t terhadap uji ADF > nilai mutlak statistik- t pada nilai kritik Mackinnon untuk level 0,05 dengan $10,25810 > 3,492149$. Jadi dapat disimpulkan untuk menolak H_0 yang berarti data kurs beli Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner).

b. Uji unit *root Phillips-Perron* (PP)

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs jual Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data kurs jual Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

Tabel 4.28 berikut ini merupakan tabel anggaran nilai uji PP menggunakan *software* Eviews, yaitu :

Tabel 4.28 Anggaran Nilai Uji PP dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik- t
<i>Phillips-Perron</i> (PP)		-32,50816
Nilai Kritik Mackinnon	1%	-4,127338
	5%	-3,490662
	10%	-3,173943

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.28, dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik- t pada uji PP > nilai mutlak statistik- t pada nilai kritik Mackinnon untuk level 0, dengan $32,50816 > 3,490662$. Jadi dapat disimpulkan

untuk menolak H_0 yang berarti data kurs beli Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner).

c. Uji unit *root* Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS)

Adapun hipotesis pada uji ini adalah:

H_0 : Data kurs jual Bank Indonesia tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

H_1 : Data kurs jual Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

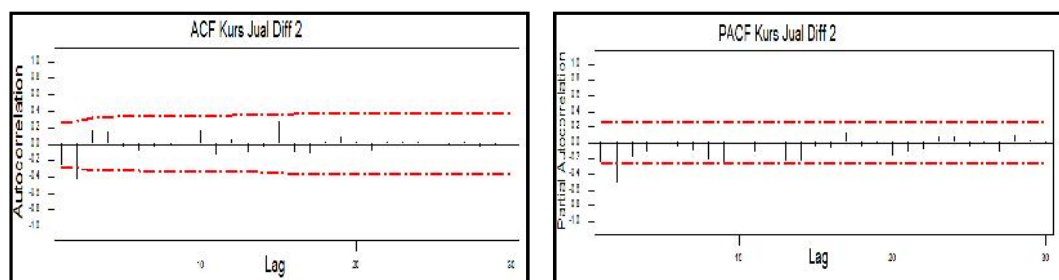
Tabel 4.29 berikut ini merupakan tabel anggaran nilai uji KPSS menggunakan *software* Eviews, yaitu :

Tabel 4.29 Anggaran Nilai uji KPSS dengan Nilai Kritik Mackinnon

Anggaran		Statistik – $\frac{\tau}{\sigma}$
<i>Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS)</i>		0,50000
Nilai Kritik Mackinnon	1%	0,21600
	5%	0,14000
	10%	0,11900

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.29, dapat dilihat bahwa nilai mutlak statistik- t pada uji KPSS > nilai mutlak statistik- t pada nilai kritik Mackinnon untuk level 0,05 dengan $0,50000 > 0,14000$ sehingga tolak H_0 yang berarti data kurs beli Bank Indonesia terdapat unit *root* (data tidak stasioner).

Dari hasil yang diperoleh melalui uji unit *root* dapat disimpulkan bahwa data cenderung stasioner. Kestasioneran data juga dapat dilihat berdasarkan plot ACF dan PACF. Berikut ini merupakan plot ACF dan PACF data kurs beli Bank Indonesia pada *differencing* kedua *output* dari *software* Minitab pada Gambar 4.22:



Gambar 4.22 Plot ACF dan PACF Data Kurs Jual *Differencing* Kedua

Plot pada Gambar 4.22 menunjukkan bahwa data telah stasioner, karena telah menurun drastis dan memotong pada lag tertentu. pola pasangan ACF dan PACF pada Gambar 4.22 Menunjukkan bahwa model sementara yaitu ARIMA(2,2,2), ARIMA(0,2,2), dan ARIMA(2,2,0)

2. Estimasi Parameter Model

Setelah model sementara diperoleh, langkah selanjutnya yaitu mengestimasi parameter dalam model. Estimasi parameter dilakukan dengan menggunakan metode kuadrat terkecil. Tetapi karena data yang digunakan dalam jumlah yang banyak, maka untuk mempermudah digunakan bantuan *software* Minitab. Dibawah ini akan disajikan tabel estimasi parameter *output* dari *software* Minitab yaitu:

1. Model ARIMA(2,2,2)

Dibawah ini akan disajikan tabel estimasi parameter *output* dari *software* Eviews untuk model ARIMA(2,2,2) yaitu:

Tabel 4.30 Estimasi Parameter Model ARIMA(2,2,2)

Parameter	Koefisien	P-value
Φ_0	-0,887	0,779
Φ_1	-0,2022	0,565
Φ_2	-0,1354	0,491
Θ_1	0,4399	0,200
Θ_2	0,5336	0,126

Tabel 4.30 menunjukkan hasil estimasi parameter pada model ARIMA (2,2,2). Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter dalam model yaitu dengan menggunakan nilai *P value*.

a. Uji signifikansi konstanta yaitu $\Phi_0 = -0,887$

Hipotesis H_0 : Konstanta tidak signifikan dalam model

H_1 : Konstanta signifikan dalam model

Berdasarkan tabel 4.30 dapat dilihat bahwa Konstanta mempunyai nilai *P-value* sebesar 0779, dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* > yaitu $0,779 >$

0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menerima H_0 , yang berarti konstanta tidak signifikan dalam model.

b. Uji signifikansi parameter AR(1) yaitu $\Phi_1 = -0,2022$

Hipotesis H_0 : Parameter AR tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter AR signifikan dalam model

Berdasarkan Tabel 4.30 dapat dilihat bahwa parameter AR(1) mempunyai nilai P -value sebesar 0,565, dengan level toleransi 0,05 berarti P -value < yaitu $0,565 < 0,05$. Sehingga dapat disimpulkan untuk menerima H_0 , yang berarti parameter AR(1) tidak signifikan dalam model.

c. Uji signifikansi parameter AR(2) yaitu $\Phi_2 = -0,1354$

Hipotesis H_0 : Parameter AR tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter AR signifikan dalam model

Berdasarkan tabel 4.30 dapat dilihat bahwa parameter AR(2) mempunyai nilai P -value sebesar 0,491 dengan level toleransi 0,05 berarti P -value > yaitu $0,491 > 0,05$. Sehingga dapat disimpulkan untuk menerima H_0 , yang berarti parameter AR(2) tidak signifikan dalam model.

d. Uji signifikansi parameter MA(1) yaitu $\theta_1 = 0,4399$

Hipotesis H_0 : Parameter MA tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter MA signifikan dalam model

Berdasarkan Tabel 4.30 dapat dilihat bahwa parameter MA(1) mempunyai nilai P -value sebesar 0,200, dengan level toleransi 0,05 berarti P -value < yaitu $0,200 < 0,05$. Sehingga dapat disimpulkan untuk menerima H_0 , yang berarti parameter MA(1) tidak signifikan dalam model.

e. Uji signifikansi parameter MA(2) yaitu $\theta_2 = 0,5336$

Hipotesis H_0 : Parameter MA tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter MA signifikan dalam model

Berdasarkan tabel 4.30 dapat dilihat bahwa parameter MA(2) mempunyai nilai P -value sebesar 0,126, dengan level toleransi 0,05 berarti P -value > yaitu

0,126 > 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menerima H_0 , yang berarti parameter MA(2) tidak signifikan dalam model.

Berdasarkan hasil yang diperoleh pada tahap estimasi parameter, maka model ARIMA(2,2,2) tidak dapat digunakan untuk peramalan karena parameter model yang tidak signifikan.

2. Model ARIMA(0,2,2)

Dibawah ini akan disajikan tabel estimasi parameter *output* dari *software* Eviews untuk model ARIMA(0,2,2) yaitu:

Tabel 4.31 Estimasi Parameter Model ARIMA(0,2,2)

Parameter	Koefisien	P-value
θ_0	-0,087	0,979
θ_1	0,5378	0,000
θ_2	0,4462	0,001

Tabel 4.31 menunjukkan hasil estimasi parameter pada model ARIMA (0,2,2). Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter dalam model yaitu dengan menggunakan nilai *P value*.

a. Uji signifikansi konstanta yaitu $\theta_0 = -0,087$

Hipotesis H_0 : Konstanta tidak signifikan dalam model

H_1 : Konstanta signifikan dalam model

Berdasarkan tabel 4.31 dapat dilihat bahwa Konstanta mempunyai nilai *P-value* sebesar 0,979, dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* > yaitu 0,979 > 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menerima H_0 , yang berarti konstanta tidak signifikan dalam model.

b. Uji signifikansi parameter MA(1) yaitu $\theta_1 = 0,5378$

Hipotesis H_0 : Parameter MA tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter MA signifikan dalam model

Berdasarkan Tabel 4.31 dapat dilihat bahwa parameter MA(1) mempunyai nilai *P-value* sebesar 0,0000, dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* < yaitu

0,0000 < 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menolak H_0 , yang berarti parameter MA(1) signifikan dalam model.

c. Uji signifikansi parameter MA(2) yaitu $\theta_2 = 0,4462$

Hipotesis H_0 : Konstanta tidak signifikan dalam model

H_1 : Konstanta signifikan dalam model

Berdasarkan tabel 4.31 dapat dilihat bahwa parameter MA(2) mempunyai nilai P -value sebesar 0,0001, dengan level toleransi 0,05 berarti P -value > yaitu 0,0001 < 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menolak H_0 , yang berarti parameter MA(2) signifikan dalam model.

Berdasarkan hasil yang diperoleh pada tahap estimasi parameter maka parameter hasil estimasi yang signifikan dalam model dirumuskan kembali menjadi :

$$Y_t = \theta_0 + 2Y_{t-1} - Y_{t-2} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} \quad (4.5)$$

$$Y_t = 2Y_{t-1} - Y_{t-2} + a_t - 0,5378a_{t-1} - 0,4462a_{t-2}$$

3. Model ARIMA(2,2,0)

Dibawah ini akan disajikan tabel estimasi parameter *output* dari *software* Eviews untuk model ARIMA(2,2,0) yaitu:

Tabel 4.32 Estimasi Parameter Model ARIMA(2,2,0)

Parameter	Koefisien	P-value
ϕ_0	2,82	0,949
ϕ_1	-0,3846	0,001
ϕ_2	-0,5283	0,000

Tabel 4.32 menunjukkan hasil estimasi parameter pada model ARIMA (2,2,0). Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter dalam model yaitu dengan menggunakan nilai P value.

a. Uji signifikansi konstanta yaitu $\phi_0 = 2,82$

Hipotesis H_0 : Konstanta tidak signifikan dalam model

H_1 : Konstanta signifikan dalam model

Berdasarkan tabel 4.32 dapat dilihat bahwa Konstanta mempunyai nilai *P-value* sebesar 0,949, dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* > yaitu 0,949 > 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menerima H_0 , yang berarti konstanta tidak signifikan dalam model.

b. Uji signifikansi parameter AR(1) yaitu $\phi_1 = -0,3848$

Hipotesis H_0 : Parameter AR tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter AR signifikan dalam model

Berdasarkan Tabel 4.32 dapat dilihat bahwa parameter AR(1) mempunyai nilai *P-value* sebesar 0,001, dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* < yaitu 0,001 < 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menolak H_0 , yang berarti parameter AR(1) signifikan dalam model.

c. Uji signifikansi parameter AR(2) yaitu $\phi_2 = -0,5283$

Hipotesis H_0 : Konstanta tidak signifikan dalam model

H_1 : Konstanta signifikan dalam model

Berdasarkan tabel 4.32 dapat dilihat bahwa parameter AR(2) mempunyai nilai *P-value* sebesar 0,000, dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* > yaitu 0,000 < 0,05. Sehingga dapat disimpulkan untuk menolak H_0 , yang berarti parameter AR(2) signifikan dalam model.

Berdasarkan hasil yang diperoleh pada tahap estimasi parameter maka parameter hasil estimasi yang signifikan dalam model dirumuskan kembali menjadi :

$$Y_t = \phi_0 + (2 + \phi_1 + \phi_2)Y_{t-1} - (1 + 2\phi_1 + 2\phi_2)Y_{t-2} + (\phi_1 + \phi_2)Y_{t-3} \quad (4.6)$$

$$Y_t = (2 - 0,3846 + 0,5283)Y_{t-1} - (1 - 2(0,3846) + 2(0,5283))Y_{t-2} + (-0,3846 + 0,5283)Y_{t-3}$$

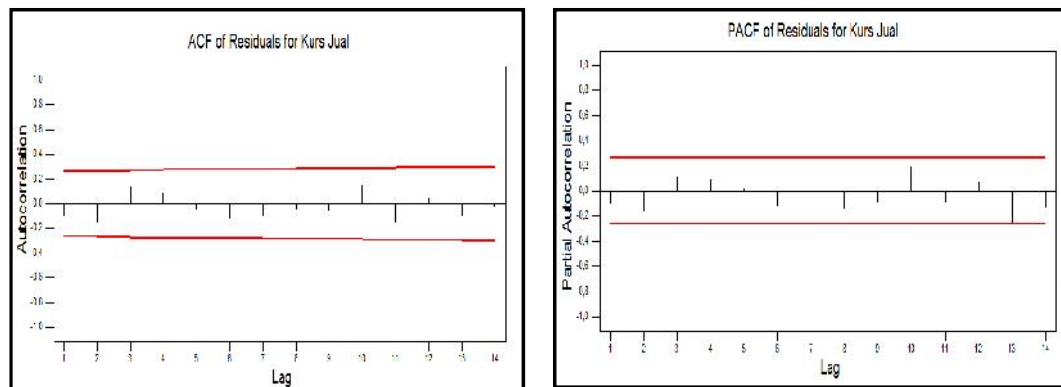
3. Verifikasi Model

Langkah verifikasi model yaitu melihat apakah model yang dihasilkan sudah layak digunakan untuk peramalan atau belum, dengan melihat residual yang dihasilkan model. Penulis menggunakan dua uji yaitu uji independensi dan kenormalan *residual*.

1. Model ARIMA(0,2,2)

a. Uji Independensi *Residual*

Uji ini dilakukan untuk mendeteksi independensi *residual* antar lag. Model layak digunakan jika *residual* tidak berkorelasi (independen) dan mengikuti proses random. Uji independensi *residual* dilakukan dengan melihat pasangan ACF dan PACF *residual* yang dihasilkan model. Grafik ACF dan PACF *residual* model ARIMA(0,2,2) terlihat pada Gambar 4.23 dibawah ini yaitu:



Gambar 4.23 Plot ACF dan PACF *Residual* Model ARIMA(0,2,2)

Grafik ACF dan PACF pada Gambar 4.23 menunjukkan bahwa tidak terdapat lag yang memotong garis batas atas dan batas bawah nilai korelasi *residual*, sehingga dapat disimpulkan bahwa *residual* yang dihasilkan model tidak berkorelasi (independen).

Kerandoman *residual* juga dapat diketahui dengan membandingkan nilai *P-value* pada *output* proses *Ljung Box Pierce* dengan selang kepercayaan yang digunakan yaitu 0,05. Adapun hipotesis dalam uji ini adalah :

H_0 : *Residual* model mengikuti proses random

H_1 : *Residual* model tidak mengikuti proses random

Kriteria penerimaan H_0 yaitu jika *P-value* > 0,05. Berikut merupakan *output* proses *Ljung Box Pierce* model ARIMA(0,2,2):

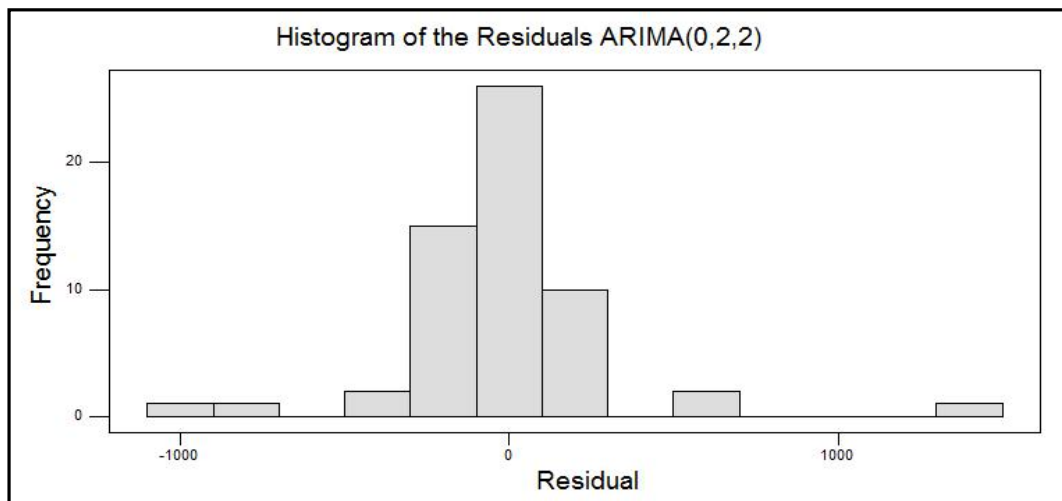
Tabel 4.33 Output Proses *Ljung Box Pierce*

Lag	10	20	30	40
P- value	0,226	0,229	0,739	0,975

Nilai *P-Value* setiap lag pada *output Ljung Box Pierce* pada Tabel 4.33 menunjukkan nilai yang lebih besar dari pada level toleransi 0,05, maka dapat ditarik kesimpulan untuk menerima H_0 yang berarti *residual* model mengikuti proses random.

b. Uji Kenormalan *Residual*

Kenormalan *residual* dapat dilihat pada histogram *residual* yang dihasilkan model. Jika histogram *residual* yang dihasilkan model telah mengikuti pola kurva normal, maka model telah memenuhi asumsi kenormalan. Dibawah ini akan disajikan histogram *residual output* dari *software* Minitab untuk model ARIMA(0,2,2) pada Gambar 4.24:



Gambar 4.24 Histogram *Residual* yang Dihasilkan Model ARIMA(0,2,2)

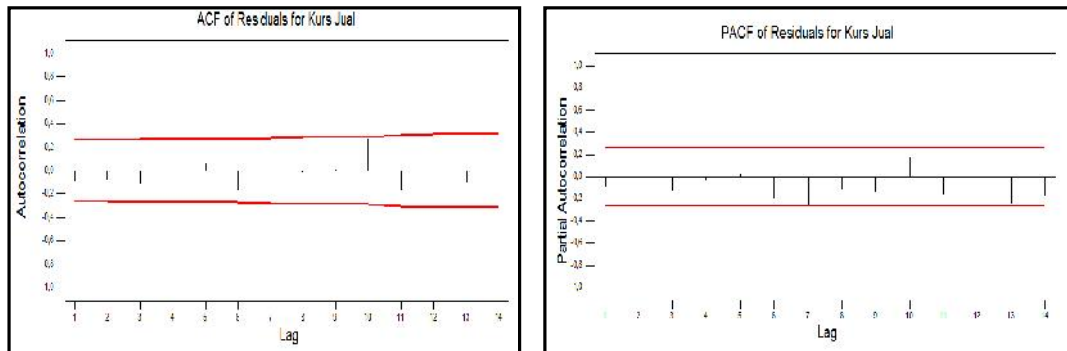
Gambar 4.24 menunjukkan histogram *residual* yang dihasilkan model telah mengikuti pola kurva normal. Sehingga asumsi kenormalan terpenuhi. Berdasarkan uji yang dilakukan pada verifikasi model, diperoleh bahwa model sementara ARIMA(0,2,2) layak digunakan untuk tahap peramalan.

2. Model ARIMA(2,2,0)

a. Uji Independensi *Residual*

Uji ini dilakukan untuk mendeteksi independensi *residual* antar lag. Model layak digunakan jika *residual* tidak berkorelasi (independen) dan mengikuti

proses random. Uji independensi *residual* dilakukan dengan melihat pasangan ACF dan PACF *residual* yang dihasilkan model. Grafik ACF dan PACF *residual* model ARIMA(2,2,0) terlihat pada Gambar 4.25 dibawah ini yaitu:



Gambar 4.25 ACF dan PACF *Residual* Model ARIMA(2,2,0)

Grafik ACF dan PACF pada Gambar 4.25 menunjukkan bahwa tidak terdapat lag yang memotong garis batas atas dan batas bawah nilai korelasi *residual*, sehingga dapat disimpulkan bahwa *residual* yang dihasilkan model tidak berkorelasi (independen).

Kerandoman *residual* juga dapat diketahui dengan membandingkan nilai *P-value* pada *output* proses *Ljung Box Pierce* dengan selang kepercayaan yang digunakan yaitu 0,05. Adapun hipotesis dalam uji ini adalah :

H_0 : *Residual* model mengikuti proses random

H_1 : *Residual* model tidak mengikuti proses random

Kriteria penerimaan H_0 yaitu jika *P-value* > 0,05. Berikut merupakan *output* proses *Ljung Box Pierce* model ARIMA(2,2,0):

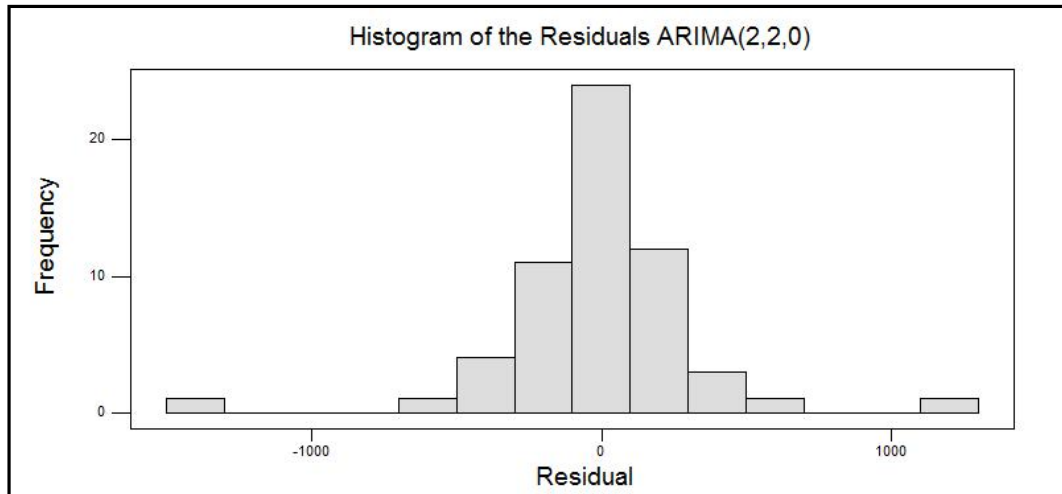
Tabel 4.34 *Output* Proses *Ljung Box Pierce*

Lag	10	20	30	40
P- value	0,182	0,210	0,719	0,971

Nilai *P-Value* setiap lag pada *output Ljung Box Pierce* pada Tabel 4.34 menunjukkan nilai yang lebih besar dari pada level toleransi 0,05, maka dapat ditarik kesimpulan untuk menerima H_0 yang berarti *residual* model mengikuti proses random.

b. Uji Kenormalan *Residual*

Kenormalan *residual* dapat dilihat pada histogram *residual* yang dihasilkan model. Jika histogram *residual* yang dihasilkan model telah mengikuti pola kurva normal, maka model telah memenuhi asumsi kenormalan. Dibawah ini akan disajikan histogram *residual output* dari *software* Minitab untuk model ARIMA(2,2,0) pada Gambar 4.26:



Gambar 4.26 Histogram *Residual* yang Dihasilkan Model ARIMA(2,2,0)

Gambar 4.26 menunjukkan histogram *residual* yang dihasilkan model telah mengikuti pola kurva normal. Sehingga asumsi kenormalan terpenuhi. Berdasarkan uji yang dilakukan pada verifikasi model, diperoleh bahwa model sementara ARIMA(2,2,0) layak digunakan untuk tahap peramalan.

Kedua model ARIMA(2,2,0) dan ARIMA(0,2,2) layak digunakan untuk peralan berdasarkan tahap verifikasi model, sehingga untuk memperoleh model yang terbaik akan dipilih berdasarkan nilai AIC dan SIC. Berikut merupakan tabel nilai AIC dan SIC model ARIMA(0,2,2) dan ARIMA(2,2,0):

Tabel 3.35 Nilai AIC dan SIC ARIMA(0,2,2) dan ARIMA(2,2,0)

Model	Nilai AIC	Nilai SIC
ARIMA(0,2,2)	14,07154	14,17811
ARIMA(2,2,0)	14,56039	14,66890

Berdasarkan tabel 3.35 maka diperoleh model terbaik yaitu model ARIMA(0,2,2) yang memiliki nilai AIC dan SIC terkecil yaitu 14,07154 dan 14,17811.

4. Peramalan

Setelah diperoleh model yang layak, selanjutnya menggunakan model untuk peramalan data *training*, dalam penerapan model ini hanya akan dilakukan peramalan untuk data *training* saja, karena residual dari data *training* yang diperoleh akan diuji *homocedasticity residual*. Peramalan dengan menggunakan model ARIMA(0,2,2) Persamaan 4.6 untuk data *training* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 Y_t &= \theta_0 + 2Y_{t-1} - Y_{t-2} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} \\
 Y_3 &= 2Y_{3-1} - Y_{3-2} + a_3 - 0,5378a_{3-1} - 0,4462a_{3-2} \\
 Y_3 &= 2Y_2 - Y_1 + a_3 - 0,5378a_2 - 0,4462a_1 \\
 &= 9143,8 \\
 &\vdots \\
 Y_{60} &= 2Y_{60-1} - Y_{60-2} + a_{60} - 0,5378a_{60-1} - 0,4462a_{60-2} \\
 Y_{60} &= 2Y_{59} - Y_{58} + a_{60} - 0,5378a_{59} - 0,4462a_{58} \\
 &= 9136,8
 \end{aligned}$$

Selanjutnya untuk lebih jelas dapat di lihat pada Lampiran F. Berdasarkan hasil data *training* diatas, diperoleh *residual* peramalan untuk model ARIMA (0,2,2) yang disajikan pada Lampiran F.

Model ARIMA(0,2,2) yang telah diperoleh dapat dilakukan suatu uji untuk memeriksa apakah terdapat *heteroscedasticity* dari *residual* model tersebut. Jika terdapat *heteroscedasticity* dalam *residual*, maka model ARIMA(0,2,2) yang diperoleh kurang baik dilakukan untuk peramalan, model yang lebih tepat digunakan untuk peramalan adalah model ARCH/GARCH.

Berdasarkan hasil *residual* yang diperoleh pada Lampiran H, secara kasat mata *residual* tidak konstan atau terdapat *heteroscedasticity*. Menentukan *heteroscedasticity residual* juga dapat dilakukan dengan menggunakan uji ARCH-LM.

Tahap 2. Uji ARCH-LM

Uji ARCH-LM adalah suatu uji yang digunakan untuk mendeteksi apakah terdapat atau tidak unsur *heteroscedasticity* pada suatu data. Pendeteksian data menggunakan uji ARCH-LM didasarkan pada *residual* model yang telah kita peroleh pada model ARIMA(0,1,1).

Uji ARCH-LM dilakukan dengan melihat nilai *P-value* pada statistik-F dan nilai χ^2 hitung pada derajat kepercayaan tertentu (α). Adapun hipotesis uji ARCH-LM adalah sebagai berikut :

H_0 : Varians *residual* konstan (tidak terdapat unsur *heteroscedasticity*)

H_1 : Varians *residual* tidak konstan (terdapat unsur *heteroscedasticity*)

Jika $P\text{-value} < \alpha$ maka tolak H_0 , yang berarti varians *residual* tidak konstan atau terdapat unsur *heteroscedasticity*.

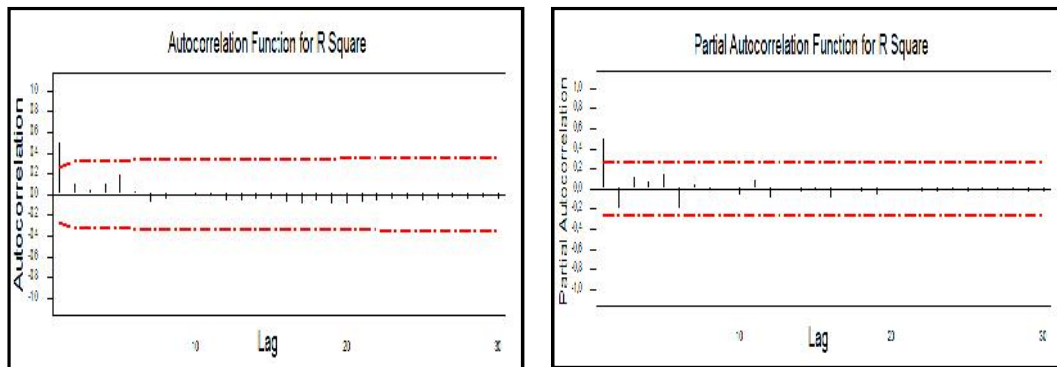
Berdasarkan hasil ARIMA(0,2,2) akan dilakukan uji ARCH-LM berdasarkan *residual* yang diperoleh. Dengan menggunakan bantuan *Software* Eviews diperoleh hasil sebagai berikut :

Tabel 4.36 Hasil Nilai Uji ARCH -LM

Tes ARCH		<i>P-value</i>
Statistik - F	15,14964	0,000271
χ^2 hitung	12,30982	0,000451

Berdasarkan *output* yang dihasilkan pada Tabel 4.36 dapat dilihat bahwa *P-value* pada statistik-F dan χ^2 hitung $<$ dari 0,05. Dengan demikian secara statistik menolak H_0 , yang berarti varians *residual* tidak konstan atau model mengandung unsur *heteroscedasticity*. Setelah dilakukan uji ARCH-LM dan secara statistik terbukti bahwa data kurs jual Bank Indonesia mengandung unsur *heteroscedasticity*, maka dapat dilakukan pemodelan menggunakan ARCH/GARCH.

Adanya unsur ARCH/GARCH juga dapat dilihat berdasarkan plot ACF dan PACF *residual* kuadrat yang dihasilkan model ARIMA(0,2,2). Berikut merupakan pola ACF dan PACF *residual* kuadrat yang dihasil model ARIMA(0,2,2) :



Gambar 4.27 ACF dan PACF *Residual* Kudrat Model ARIMA(0,2,2)

Grafik ACF dan PACF pada Gambar 4.27 menunjukkan bahwa terdapat lag yang memotong garis batas atas dan batas bawah nilai korelasi *residual* kudratnya, sehingga dapat disimpulkan bahwa *residual* kuadrat yang dihasilkan model ARIMA(0,2,2) berkorelasi (dependen). Hal ini lebih meyakinkan bahwa data kurs jual Bank Indonesia mengandung unsur *heteroscedasticity*, sehingga model yang lebih sesuai digunakan adalah model ARCH/GARCH.

Tahap 3. Pembentukan Model Menggunakan ARCH/GARCH

Pembentukan model menggunakan ARCH/GARCH terdiri dari 4 langkah, yaitu identifikasi model estimasi parameter model, verifikasi model dan selanjutnya peramalan menggunakan model ARCH/GARCH untuk waktu yang akan datang.

1. Identifikasi Model ARCH/GARCH

Identifikasi model ARCH/GARCH adalah menentukan model yang sesuai berdasarkan data yang telah di uji *heteroscedasticity*. Pemeriksaan terhadap *residual* dengan menggunakan uji ARCH-LM juga dapat menentukan model yang akan digunakan. Jika pemeriksaan *residual* dilakukan dari lag 1 sampai lag 12 masih terdapat unsur ARCH atau masih mengandung unsur *heteroscedasticity*, maka model ARCH lebih cocok digunakan untuk peramalan, tetapi jika pemeriksaan *residual* dilakukan hingga lebih dari lag 12 masih mengandung unsur

ARCH, maka model GARCH lebih cocok digunakan untuk peramalan dibandingkan dengan model ARCH.

Setelah dilakukan pengujian ARCH-LM menggunakan *software* Eviews menunjukkan hasil yang tidak signifikan lagi pada lag 12 maka model yang tepat untuk data kurs jual adalah model ARCH. Menentukan ordo ARCH dapat dilakukan dengan melihat pola ACF dan PACF *residual* kuadrat yang dihasilkan model ARIMA(0,2,2). Pola ACF dan PACF telah ditampilkan pada Gambar 4.27, sehingga model yang tepat untuk data kurs jual Bank Indonesia adalah ARCH(1). Secara matematis Model untuk ARCH(1) adalah sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (4.7)$$

2. Estimasi Parameter

Setelah model sementara diperoleh, tahap selanjutnya yaitu mengestimasi parameter dalam model. Estimasi parameter dilakukan dengan metode *maximum likelihood*. Tetapi karena data yang digunakan dalam jumlah yang banyak, maka untuk mempermudah digunakan bantuan *software* Eviews sehingga diperoleh *output* sebagai berikut:

Tabel 4.37 Estimasi Parameter Model ARCH(1)

Parameter	Koefisien	P-value
α_0	18270,75	0,0008
α_1	0,940130	0,0054

Tabel 4.37 menunjukkan hasil estimasi parameter pada model ARCH(1), Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter dalam model yaitu dengan menggunakan nilai *P-value* dan $\alpha = 0,05$.

- Uji signifikansi konstanta yaitu $\alpha_0 = 18270,75$

Hipotesis H_0 : Konstanta tidak signifikan dalam model

H_1 : Konstanta signifikan dalam model

Berdasarkan Tabel 4.37 Konstanta mempunyai nilai *P-value* sebesar 0,0008, dengan level toleransi 0,05 berarti *P-value* < yaitu $0,0008 < 0,05$.

Sehingga dapat disimpulkan untuk menolak H_0 , yang berarti konstanta signifikan dalam model.

b. Uji signifikansi parameter yaitu $\alpha_1 = 0,940130$

Hipotesis H_0 : Parameter tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter signifikan dalam model

Berdasarkan Tabel 3.37 parameter mempunyai nilai P -value sebesar 0,0054 dengan level toleransi 0,05 berarti P -value < yaitu $0,0054 < 0,05$. Sehingga dapat disimpulkan untuk menolak H_0 , yang berarti parameter signifikan dalam model. Sehingga model yang diperoleh adalah :

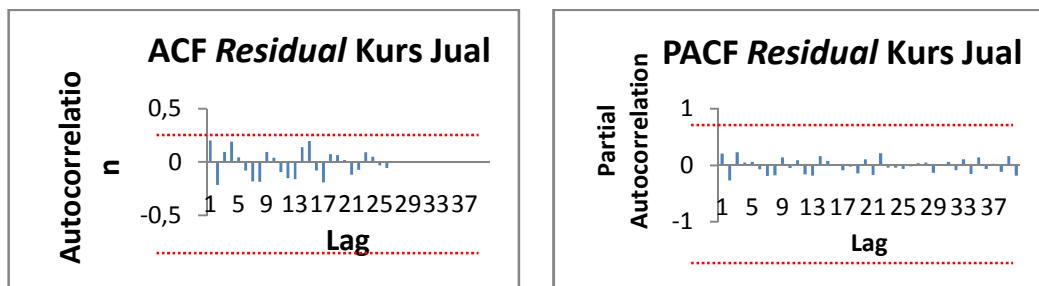
$$\sigma_t^2 = 18270,75 + 0,940130\varepsilon_{t-1}^2 \quad (4.8)$$

3. Verifikasi Model

Langkah verifikasi model yaitu melihat apakah model yang dihasilkan sudah layak digunakan untuk peramalan atau belum, dengan melihat *residual* yang dihasilkan model. Penulis menggunakan dua uji yaitu uji independensi dan kenormalan *residual*.

a. Uji Independensi *Residual*

Uji ini dilakukan untuk mendeteksi independensi *residual* antar lag. Model layak digunakan jika *residual* tidak berkorelasi (independen) dan mengikuti proses random. Uji independensi *residual* dilakukan dengan melihat pasangan ACF dan PACF *residual* yang dihasilkan model. Grafik ACF dan PACF *residual* model ARCH(1) terlihat pada Gambar 4.28 dibawah ini yaitu:

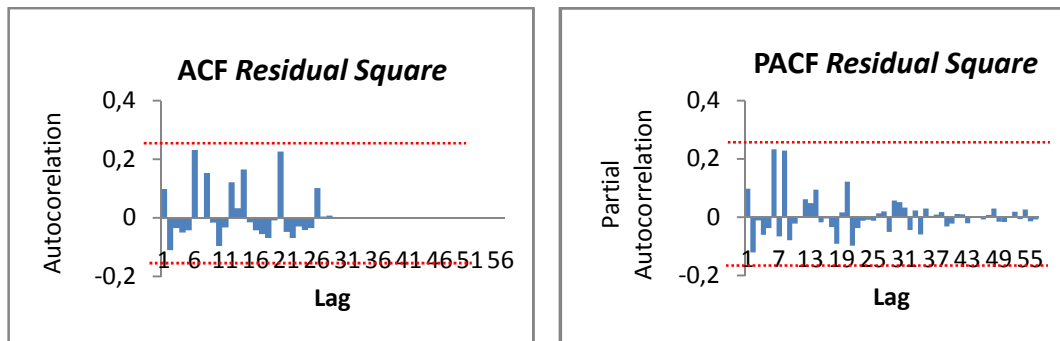


Gambar 4.28 Plot ACF dan PACF *Residual* Model ARCH(1)

Plot ACF dan PACF pada Gambar 4.28 menunjukkan bahwa tidak terdapat lag yang memotong garis batas atas dan batas bawah nilai korelasi

residual, sehingga dapat disimpulkan bahwa residual yang dihasilkan model tidak berkorelasi (independen).

Uji indenpendensi juga akan dilakukan untuk *residual* kudratnya, agar lebih meyakinkan bahwa tidak ada lagi *heteroscedasticity* pada model, sehingga model yang diperoleh layak digunakan untuk proses peramalan. Berikut adalah plot ACF dan PACF *residual* kudrat yang dihasilkan model :



Gambar 4.29 Plot ACF dan PACF *Residual* Model ARCH(1)

Plot ACF dan PACF pada Gambar 4.29 menunjukkan bahwa tidak terdapat lag yang memotong garis batas atas dan batas bawah nilai korelasi *residual*, sehingga dapat disimpulkan bahwa *residual* kudrat yang dihasilkan model tidak berkorelasi (independen).

Kerandoman *residual* juga dapat diketahui dengan membandingkan nilai *P-value* pada *output* proses *Ljung Box Pierce* dengan α yang digunakan yaitu 0,05. Adapun hipotesis dalam uji ini adalah :

H_0 : *Residual* model mengikuti proses random

H_1 : *Residual* model tidak mengikuti proses random

Kriteria penerimaan H_0 yaitu jika *P-value* > 0,05. Berikut merupakan *output* proses *Ljung Box Pierce* model ARCH(1):

Tabel 4.38 Output Proses *Ljung Box Pierce*

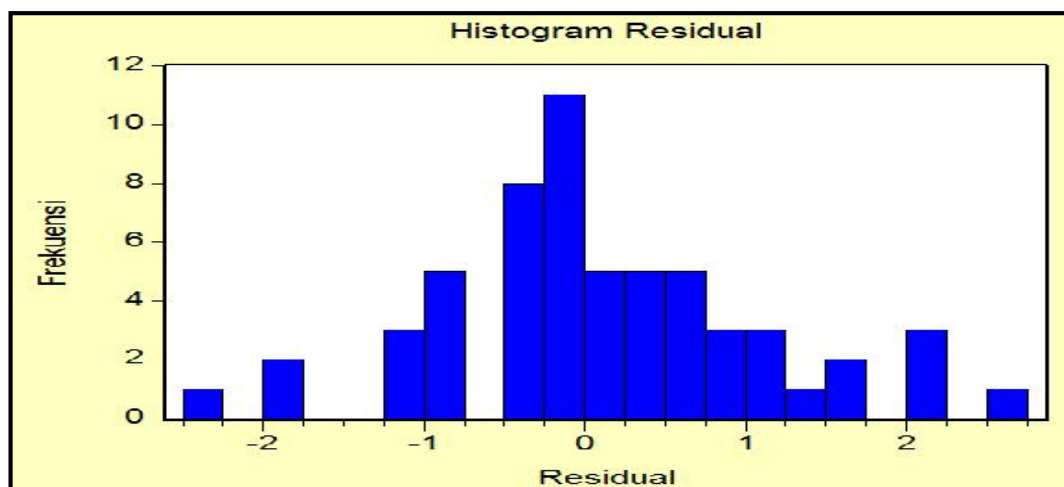
Lag	10	20	30	40
P value	0,489	0,331	0,764	0,980

Nilai *P-Value* setiap lag pada *output Ljung Box Pierce* pada Tabel 4.38 menunjukkan nilai yang lebih besar dari pada level toleransi 0,05, maka dapat

ditarik kesimpulan untuk menerima H_0 yang berarti *residual* model mengikuti proses random

b. Uji Kenormalan *Residual*

Kenormalan *residual* dapat dilihat pada histogram *residual* yang dihasilkan model. Jika histogram *residual* yang dihasilkan model telah mengikuti pola kurva normal, maka model telah memenuhi asumsi kenormalan. Dibawah ini akan disajikan pada Gambar 4.30 histogram *residual output* dari *software* Eviews untuk model ARCH(1) yaitu:



Gambar 4.30 Histogram *Residual* yang Dihasilkan Model ARCH(1)

Gambar 4.30 menunjukkan histogram *residual* yang dihasilkan model telah mengikuti pola kurva normal, Sehingga asumsi kenormalan terpenuhi. Berdasarkan uji yang dilakukan pada verifikasi model, diperoleh kesimpulan bahwa model ARCH(1) layak digunakan untuk tahap peramalan.

4. Peramalan

Setelah model dinyatakan lulus tahap verifikasi, maka model dapat digunakan untuk peramalan. Selanjutnya model ARIMA(0,2,2) digunakan untuk peramalan, yang dibedakan untuk *residual training*, *residual testing* dan peramalan.

a. *Residual Training*

Residual training yaitu *residual* yang digunakan untuk membentuk model peramalan. Penulis menggunakan *residual training* sebanyak 53 data yaitu *residual* dari Januari 2007 sampai Mei 2011. Peramalan menggunakan model ARCH(1) dengan persamaan 4.8 untuk *residual training* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\varepsilon_4^2 &= 18270,75 + 0,940130 \varepsilon_{4-1}^2 \\ &\approx 18270,75 + 0,940130 \varepsilon_3^2 \\ \varepsilon_4 &= 149,635 \\ &\vdots \\ \varepsilon_{53}^2 &= 18270,75 + 0,940130 \varepsilon_{53-1}^2 \\ &= 18270,75 + 0,940130 \varepsilon_{52}^2 \\ \varepsilon_{53} &= 155,193\end{aligned}$$

selanjutnya untuk nilai *residual training* dan data peramalannya dapat dilihat dalam Lampiran G.

b. *Residual Testing*

Residual testing digunakan untuk melihat keakuratan hasil peramalan tanpa menggunakan *residual* aktual. Penulis menggunakan *residual testing* sebanyak 7 data yaitu dari Juni 2011 sampai dengan Desember 2011. Peramalan dengan menggunakan model ARCH(1) persamaan 4.8 untuk *residual training* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\varepsilon_{54}^2 &= 18270,75 + 0,940130 \varepsilon_{54-1}^2 \\ &= 18270,75 + 0,940130 \varepsilon_{53}^2 \\ &= 202,271 \\ &\vdots \\ \varepsilon_{60}^2 &= 18270,75 + 0,940130 \varepsilon_{60-1}^2 \\ &= 18270,75 + 0,940130 \varepsilon_{59}^2 \\ &= 350,310\end{aligned}$$

Berikut diberikan Tabel 4.25 yang merupakan hasil *testing* data kurs jual Bank Indonesia selama 7 bulan, yaitu dari Mei Tahun 2011 sampai dengan Desember Tahun 2011, yaitu :

Tabel 4.39 Data Aktual dan Peramalan *Testing* Data Kurs Jual

No	Tanggal	Data aktual	Ramalan
1	Juni 2011	8607,000	8809,271
2	Juli 2011	8576,190	8814,381
3	Agustus 2011	8574,000	8841,598
4	September 2011	8859,450	9152,012
5	Oktober 2011	8939,667	9253,894
6	November 2011	9060,227	9393,541
7	Desember 2011	9133,762	9484,072

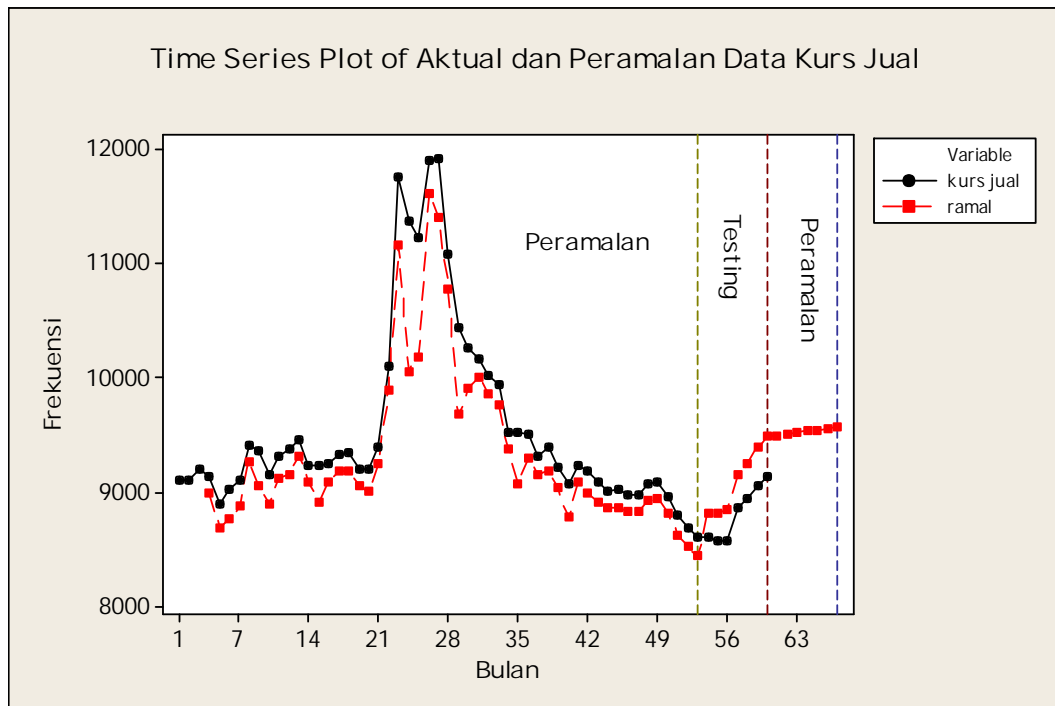
c. Peramalan

Langkah terakhir yang dilakukan adalah meramalkan *residual* kurs jual pada kurs transaksi Bank Indonesia terhadap mata uang dollar Amerika. Selanjutnya akan dilakukan peramalan *residual* kurs jual Bank Indonesia untuk 7 bulan yang akan datang yaitu Januari 2012 sampai Juli 2012. Untuk hasil peramalan data akan disajikan dalam Tabel 4.26 berikut:

Tabel 4.40 Data Hasil Peramalan Data Kurs Jual

No	Tanggal	Ramalan
1	Januari 2012	9499,331
2	Februari 2012	9513,117
3	Maret 2012	9525,636
4	April 2012	9537,051
5	Mei 2012	9547,497
6	Juni 2012	9557,080
7	Juli 2012	9565,896

Hasil peramalan untuk data *training*, data *testing* dan peramalan data kurs jual Bank Indonesia terhadap dollar Amerika untuk 7 bulan yang akan datang disajikan dalam Gambar 4.31 berikut:



Gambar 4.31 Plot Data Kurs Jual, Data *Training* dan Peramalan

Berdasarkan Gambar 4.31 dapat disimpulkan bahwa peramalan data *testing* dan data *training* mendekati data aktual, sedangkan untuk hasil peramalan 7 Bulan yang akan datang data kurs jual Bank Indonesia terhadap dollar Amerika mengalami peningkatan dari bulan ke bulan.

Tahap 4. Menentukan Ketepatan Model

Nilai MAPE digunakan untuk menentukan ketepatan peramalan model dengan data atau dengan kata lain berapa persen rata-rata *error* yang terjadi pada model yang diperoleh untuk melakukan peramalan. Nilai MAPE ditentukan menggunakan Persamaan 4.52. Nilai MAPE untuk model ARCH(1) pada data kurs beli Bank Indonesia adalah sebesar 2,45%. Hal ini berarti sebesar 2,45% rata-rata *error* yang terjadi untuk data kurs jual Bank Indonesia yang dihasilkan model ARCH(1).

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan yang dilakukan pada Bab IV yaitu analisa dan tahap-tahap pembentukan model peramalan, maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

a. Model yang sesuai berdasarkan pola ACF dan PACF dari residual kuadrat yang dihasilkan model Box-Jenkins untuk data kurs transaksi Bank Indonesia terhadap mata uang dollar Amerika melalui tahap-tahap model ARCH/GARCH yaitu:

1. Data kurs beli Bank Indonesia adalah ARCH(1) dengan model:

$$\sigma_t^2 = 19774,83 + 0,926441 \varepsilon_{t-1}^2$$

dan memiliki nilai MAPE sebesar 2,25%, yang berarti besar persentase kesalahan pada model ARCH(1) untuk data kurs beli adalah sebesar 2,25% atau 0,0225.

2. Data kurs jual Bank Indonesia adalah ARCH(1) dengan model:

$$\sigma_t^2 = 18270,75 + 0,940130 \varepsilon_{t-1}^2$$

dan memiliki nilai MAPE sebesar 2,45%, yang berarti besar persentase kesalahan pada model ARCH(1) untuk data kurs beli adalah sebesar 2,45% atau 0,0245.

b. Secara umum, hasil peramalan data kurs transaksi Bank Indonesia pada data *training* dan data *testing* mendekati data aktual. Nilai ramalan untuk data kurs beli disajikan dalam tabel berikut ini:

Tabel 4.41 Data Hasil Peramalan Kurs Beli

No	Tanggal	Ramalan
1	Januari 2012	9411,914
2	Februari 2012	9424,938
3	Maret 2012	9436,619
4	April 2012	9447,140

5	Mei 2012	9456,648
6	Juni 2012	9465,265
7	Juli 2012	9473,094

Berdasarkan Tabel 4.40 hasil peramalan untuk data kurs beli mengalami kenaikan secara lambat dari bulan ke bulan. Nilai ramalan untuk data kurs jual disajikan dalam tabel berikut ini :

Tabel 4.42 Data Hasil Peramalan Kurs Jual

No	Tanggal	Ramalan
1	Januari 2012	9499,331
2	Februari 2012	9513,117
3	Maret 2012	9525,636
4	April 2012	9537,051
5	Mei 2012	9547,497
6	Juni 2012	9557,080
7	Juli 2012	9565,896

Berdasarkan Tabel 4.41 hasil peramalan untuk data kurs jual juga mengalami kenaikan secara lambat dari bulan ke bulan.

5.2 Saran

Tugas akhir ini menjelaskan tentang peramalan data kurs transaksi (kurs beli dan kurs jual) Bank Indonesia terhadap mata uang dollar Amerika (USD) dengan menggunakan model ARCH/GARCH. Bagi para pembaca penulis menyarankan untuk meramalkan data kurs transaksi Bank Indonesia dengan menggunakan model yang lain, kemudian membandingkan hasil peramalan yang dilakukan dengan peramalan yang pernah dilakukan oleh penulis yang lain. Bagi perusahaan khususnya Bank Indonesia berdasarkan hasil nilai ramalan yang diperoleh diharapkan untuk dapat memperkirakan kebijakan yang akan diambil dimasa yang akan datang untuk tetap menstabilkan nilai rupiah di pasar internasional sesuai dengan salah satu tugas Bank Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- Cowpertwait, Paul S.P. *Introductory Time series With R*. Inst. Information and Mathematical Sciences Massey University Auckland Albany Campus. Desember 2008.
- Cryer D. Jonathan. *Time Series Analysis*. Iowa City USA. Department of Statistics & Actuarial Science Universitas of Iowa, January 2008.
- Dewi, Andam dkk. “Prilaku Harga Kontrak Gulir Indeks Emas Di Bursa Berjangka Jakarta”. *Finance and Banking Journal*, 2011.
- Murwaningsari, Etty , “Pengaruh Volume Perdagangan Saham, Deposito, dan Kurs Terhadap IHSG (model GARCH dan ARIMA)”. *Jurnal Ekonomi dan Bisnis* Indonesia. Fakultas Ekonomi Universitas Trisakti, 2008.
- Nachrowi, Nachrowi D. *Pendekatan Populer dan Praktis Ekonometrika untuk Analisis dan Keuangan*. Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia, Jakarta 2006.
- Rosadi, Dedi. *Analisis Ekonometrika dan Runtun Waktu Terapan dengan R*. CV. Andi Offset. Yogyakarta, 2011.
- R. Ajija Shochrul, dkk. *Cara Cerdas Menguasai Eviews*. Salemba Empat. Jakarta, 2011.
- Santoso, Singgih. *Business Forecasting Metode Peramalan Bisnis Masa Kini dengan Minitab dan SPSS*. PT. Elex Media Komputindo, 2009
- Sembiring. *Analisis Regresi*. Penerbit ITB. Bandung, Agustus 1995.
- Sukirno, Sadono. *Pengantar Teori Makroekonomi*. PT. Raja Grafindo Persada. Jakarta, November 1994.
- Sumaryanto. “Analisis Volatilitas Harga Eceran Beberapa Komoditas Pangan Utama dengan Model ARCH/GARCH”. *Jurnal Pusat Analisis Sosial Ekonomi dan Kebijakan Pertanian*. Oktober 2009
- Widarjono, Agus. *Ekonometrika Pengantar dan Aplikasinya*. Ekonisia Fakultas Ekonomi UII. Yogyakarta, Desember 2009.
- Zivot, E dan Wang, J. *Modelling Financial Time Series with S-Plus*. Edisi Kedua. 2005